

**PERBANDINGAN METODE SARIMA DAN EXPONENTIAL
SMOOTHING HOLT-WINTERS DALAM MERAMALKAN CURAH
HUJAN DI KOTA MAKASSAR**



SKRIPSI

*Diajukan Untuk Memenuhi Salah Satu Syarat Meraih Gelar Sarjana Jurusan
Matematika Pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN)
Alauddin Makassar*

Oleh:

MUTMAINNAH
60600115047

**JURUSAN MATEMATIKA
FAKULTAS SAINS DAN TEKNOLOGI
UNIVERSITAS ISLAM NEGERI ALAUDDIN (UIN) MAKASSAR
2019**

PERNYATAAN KEASLIAN

Yang bertandatangan di bawah ini:

Nama :MUTMAINNAH

NIM :60600115047

Jurusan :MATEMATIKA

Judul :Perbandingan Metode SARIMA dan Exponential Smoothing Holt-Winters dalam Meramalkan Curah Hujan di Kota Makassar

Menyatakan dengan sebenarnya bahwa skripsi yang saya tulis ini benar-benar merupakan hasil karya saya sendiri, bukan merupakan plagiat atau tulisan/pikiran orang lain yang saya akui sebagai hasil tulisan/pikiran saya sendiri, kecuali yang secara tertulis diacu dalam naskah ini dan disebutkan dalam daftar pustaka. apabila dikemudian hari ternyata skripsi yang saya tulis terbukti hasil plagiat, maka saya bersedia menanggung segala resiko yang akan saya terima.

Samata-Gowa, 20Agustus 2019


MUTMAINNAH
NIM: 60600115047

UNIVERSITAS ISLAM Negeri
ALAUDDIN
M A K A S S A R

PENGESAHAN SKRIPSI

Skripsi yang berjudul "Perbandingan Metode SARIMA dan Exponential Smoothing Holt-Winters dalam Meramalkan Curah Hujan Di Kota Makassar", yang disusun oleh Saudari **Mutmainnah**, NIM: **60600115047** Mahasiswa Jurusan Matematika pada Fakultas Sains dan Teknologi Universitas Islam Negeri (UIN) Alauddin Makassar, telah diuji dan dipertahankan dalam sidang *munaqasyah* yang diselenggarakan pada hari Rabu tanggal **19 Juni 2019 M**, bertepatan dengan **15 Syawal 1440 H**, dinyatakan telah dapat diterima sebagai salah satu syarat untuk memperoleh gelar Sarjana Matematika (S.Mat).

Makassar, 19 Juni 2019 M
15 Syawal 1440 H

DEWAN PENGUJI

Ketua : Prof. Dr. H. Arifuddin, M.Ag.
Sekretaris : Wahidah Alwi, S.Si., M.Si.
Munaqisy I : Irwan, S.Si., M.Si.
Munaqisy II : Muh. Rusydi Rasyid, S.Ag., M.Ed.
Pembimbing I : Ermawati, S.Pd., M.Si.
Pembimbing II : Try Azisah Nurman, S.Pd., M.Pd.

(.....)
(.....)
(.....)
(.....)
(.....)
(.....)

Diketahui oleh:

Dekan Fakultas Sains dan Teknologi
UIN Alauddin Makassar



Prof. Dr. H. Arifuddin, M.Ag
Nip. 19691205 199303 1 001

MOTTO

“dan bahwasanya seorang manusia tiada memperoleh selain apa yang telah diusahakannya”(an-Najm:39)

“Kebanggaanku adalah kebanggaan orang tuaku, kebanggaan saudara-saudaraku dan dosen-dosenku”

“Kesuksesan itu tidak seperti indomie yang bisa di nikmati dengan proses instan, sebab kesuksesan adalah anak dari ketekunan dan kesabaran”

(Alitt Susanto)

PERSEMBAHAN

Skripsi ini adalah bagian dari ibadahku kepada Allah SWT, karena kepadaNyalah kami menyembah dan kepadaNyalah kami memohon pertolongan. Sekaligus sebagai ungkapan terima kasih kepada kedua orang tuaku yaitu mama Hadrah dan Bpk Syamsul, adikku, memet dan sahabat-sabahatku. Terima kasih atas segala teguran, senyuman, doa dan segala dukungannya. I love u 3000 ☺

KATA PENGANTAR

Puji dan syukur penulis panjatkan kehadirat Allah SWT, karena atas berkah dan rahmat-Nya sehingga penulis dapat menyelesaikan penulisan tugas akhir (skripsi) serta sebagai wujud partisipasi selama melaksanakan kuliah di jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar. Salam dan taslim kepada Nabi Muhammad SAW sebagai tauladan ummat dan utusan dalam hidup ini.

Penyusunan tugas akhir ini adalah salah satu tugas dan persyaratan untuk menyelesaikan studi strata 1 (S1) di jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi. Penulis menghanturkan banyak terimakasih kepada pihak-pihak yang terkait, yaitu kepada:

1. Allah SWT yang telah melimpahkan Rahmat dan KaruniaNya sehingga skripsi ini dapat terselesaikan,
2. Orang tua tercinta, dan saudara tersayang yang telah memberikan do'a, semangat dan motivasi selama penyusunan skripsi ini,
3. Bapak Prof. Dr. H. Arifuddin, M.Ag. sebagai Dekan Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar,
4. Bapak Irwan, S.Si. ,M.Si. sebagai Ketua Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar sekaligus sebagai penguji I yang telah bersedia meluangkan waktunya untuk menguji, memberi saran dan kritikan untuk kesempurnaan penyusunan skripsi,
5. Ibu Ermawati, S.Pd.,M.Si. Sebagai Dosen Pembimbing I yang telah bersedia meluangka waktu dan penuh kesabaran untuk membimbing, mengarahkan serta memberi petunjuk dalam penyusunan skripsi ini,
6. Ibu Try Azisah Nurman, S.Pd.,M.Pd. Sebagai Dosen Pembimbing II yang juga telah bersedia meluangka waktu dan penuh kesabaran untuk membimbing, mengarahkan serta memberi petunjuk dalam penyusunan skripsi ini,
7. Bapak Muh Rusdi Rasyid, S.Ag., M.Ag., M.Ed. sebagai dosen penguji II yang juga telah bersedia meluangkan waktunya untuk menguji, memberi saran dan kritikan untuk kesempurnaan penyusunan skripsi,
8. Bapak/Ibu Dosen dan staf pengajar Jurusan Matematika Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar yang telah memberikan doa dan dorongan moral serta perhatian dan kasih sayang yang diberikan kepada penulis dalam menyelesaikan skripsi ini,

9. Bapak/Ibu Pimpinan dan Staf Karyawan Akademik Fakultas Sains dan Teknologi UIN Alauddin Makassar yang telah banyak membantu pengurusan persuratan pada penyelesaian skripsi ini,
10. Semua sahabat-sahabatku ber8, Annabel, calon bidadari surga, dan terspesial si memet yang telah bersedia memberi doa, semangat, motivasi dan segala bentuk bantuan sehingga penulis dapat menyelesaikan studi Strata 1 (S1) khususnya penyusunan skripsi ini,
11. Seluruh teman-teman angkatan 15 “PR15MA” serta senior dan adik-adik jurusan matematika yang selalu memberikan semangat bersaing sehat dan inspirasi sejak awal perkuliahan hingga penyusunan skripsi ini,
12. Semua pihak yang tidak dapat disebutkan satu persatu terimakasih atas doa dan motivasinya.

Penulis menyadari bahwa skripsi ini masih banyak kekurangan dan masih perlu ditingkatkan kualitasnya. Oleh karena itu, sangat diharapkan kritik dan saran yang membangun serta partisipasinya dari semua pihak, khususnya dalam upaya penyajian yang lebih sempurna lagi. Maka kepada semua pihak yang telah berpartisipasi dalam penyusunan skripsi ini, penyusun menyampaikan ucapan terimakasih yang tidak terhingga kepada pihak-pihak yang membantu.

Akhirnya penulis berharap semoga Allah SWT memberikan imbalan yang setimpal pada mereka yang telah memberikan bantuan, dan dapat menjadikan semua bantuan ini sebagai ibadah, *Amin Yaa Rabbal Alamin*.

Samata, Mei 2019

Penulis

DAFTAR ISI

HALAMAN JUDUL	i
PERNYATAAN KEASLIAN.....	ii
PENGESAHAN SKRIPSI.....	iii
PERSEMBAHAN DAN MOTTO	iv
KATA PENGANTAR.....	v
DAFTAR ISI.....	vii
DAFTAR TABEL	ix
DAFTAR GAMBAR.....	xi
DAFTAR SIMBOL	xiii
ABSTRAK	xvi
DAFTAR PUSTAKA.....	xvii
 BAB I PENDAHULUAN.....	 1-9
A. Latar Belakang	1
B. Rumusan Masalah	7
C. Tujuan Penelitian	7
D. Batasan Masalah.....	7
E. Manfaat Penelitian	8
F. Sistematika Penulisan	8
 BAB II TINJAUAN PUSTAKA.....	 10-43
A. Peramalan.....	10
B. <i>Time Series</i>	11
C. Stasioneritas	14
D. Uji Akar Unit	17
E. Fungsi Autokorelasi	19
F. Fungsi Autokorelasi Parsial	20
G. <i>Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)</i>	22

H. Estimasi Parameter Model	30
I. Proses <i>White Noise</i>	33
J. Uji Normalitas	35
K. Pemilihan Model Terbaik	35
L. Ketepatan Model Peramalan	37
M. Metode <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	39
N. Estimasi Parameter	39
O. Proses Inisialisasi	43
BAB III METODOLOGI PENELITIAN	45-50
A. Jenis Penelitian	45
B. Jenis Dan Sumber Data	45
C. Waktu Dan Tempat Penelitian	45
D. Variabel Dan Definisi Operasional Variabel	45
E. Prosedur Analisis Data	46
BAB IV PEMBAHASAN.....	51-86
A. Hasil Penelitian	51
B. Pembahasan.....	84
BAB V PENUTUP	87-88
A. Kesimpulan	87
B. Saran.....	88

LAMPIRAN

DAFTAR TABEL

Tabel 2.1 Nilai Lamda dan Transformasi.....	16
Tabel 2.2 Penentuan Model ARIMA Tentatif Untuk Data Non Musiman	26
Tabel 2.3 Penentuan Model ARIMA Tentatif Untuk Data Musiman	27
Tabel 4.1 Data Curah Hujan Bulanan Stasiun Meteorologi Maritim Paotere, Kota Makassar.....	51
Tabel 4.2 Data Curah Hujan Bulanan Stasiun Meteorologi Maritim Paotere, Kota Makassar Tanpa Data Missing	52
Tabel 4.3 Deskripsi data curah hujan	52
Tabel 4.4 Nilai ADF Data Curah Hujan Kota Makassar.....	54
Tabel 4.5 Nilai ADF Data Curah Hujan Kota Makassar <i>differencing</i> non musiman.....	57
Tabel 4.6 Nilai ADF Data Curah Hujan Kota Makassar <i>differencing</i> musiman	59
Tabel 4.7 Nilai ACF	61
Tabel 4.8 Nilai PACF	63
Tabel 4.9 Taksiran Parameter Model Sementara	64

Tabel 4.10 Hasil Statistik Uji Ljung-Box Model 1	65
Tabel 4.11 Hasil Statistik Uji Ljung-Box Model 2	66
Tabel 4.12 Hasil Statistik Uji Ljung-Box Model 3	67
Tabel 4.13 Hasil Statistik Uji Ljung-Box Model 4	67
Tabel 4.14 Hasil Statistik Uji Ljung-Box Model 5	68
Tabel 4.15 Statistik Uji Jarque Berra	68
Tabel 4.16 Nilai AIC	69
Tabel 4.17 Hasil Prediksi Curah Hujan 12 Periode Selanjutnya Data Transformasi	70
Tabel 4.18 Hasil Prediksi Curah Hujan 12 Periode Selanjutnya	71
Tabel 4.19 Nilai Parameter Pemulusan Model Aditif	74
Tabel 4.20 Nilai Pemulusan Curah Hujan Model Aditif	76
Tabel 4.21 Prediksi Curah Hujan Tahun 2019 Model Aditif	77
Tabel 4.22 Nilai Parameter Pemulusan Model Multiplikatif	79
Tabel 4.23 Nilai Pemulusan Curah Hujan Model Multiplikatif	80
Tabel 4.24 Prediksi Curah Hujan Tahun 2019 Model Multiplikatif	81

DAFTAR GAMBAR

Gambar 2.1 Pola Horizontal	12
Gambar 2.2 Pola Trend.....	13
Gambar 2.3 Pola Musiman	13
Gambar 2.4 Pola Siklis	14
Gambar 2.5 Pola Data Model Aditif.....	40
Gambar 2.6 Pola Data Model Multiplikatif.....	42
Gambar 3.1 Diagram Alur Peramalan dengan Metode SARIMA.....	48
Gambar 3.2 Diagram Alur Peramalan dengan Metode <i>Exponential Smoothing</i> <i>Holt-Winters</i>	49
Gambar 3.3 Diagram Alur Perbandingan Peramalan Metode SARIMA dan <i>Exponential Smoothing Holt-Winters</i>	50
Gambar 4.1 Plot Data Curah Hujan Di Kota Makassar.....	53
Gambar 4.2 Plot ACF Data Curah Hujan	55
Gambar 4.3 Plot PACF Data Curah Hujan.....	55
Gambar 4.4 Plot Data Curah Hujan Hasil Transformasi	56
Gambar 4.5 Plot Data Curah Hujan Setelah <i>Differencing</i> Non Musiman.....	56
Gambar 4.6 Plot ACF Curah Hujan Di Kota Makassar	57

Gambar 4.7 Plot PACF Curah Hujan Di Kota Makassar	58
Gambar 4.8 Plot ACF Setelah <i>Differencing</i> non Musiman	58
Gambar 4.9 Plot PACF Setelah <i>Differencing</i> non Musiman.....	58
Gambar 4.10 Plot data curah hujan setelah <i>differencing</i> musiman	59
Gambar 4.11 Plot ACF	62
Gambar 4.12 Plot PACF	63
Gambar 4.13 Grafik Distribusi Normal Residual	69
Gambar 4.14 Plot Data Actual Dan Hasil Prediksi Curah Hujan	71
Gambar 4.15 Plot Data Curah Hujan	72
Gambar 4.16 Plot Perbandingan Data Curah Hujan Dengan Hasil Ramalan Menggunakan Model Aditif	82
Gambar 4.17 Plot Perbandingan Data Curah Hujan Dengan Hasil Ramalan Menggunakan Model Multiplikatif	83

DAFTAR SIMBOL

Notasi Lambang :

ARIMA = Autoregressive Integrated Moving Average

AR = Autoregressive

MA = Moving Average

SARIMA = Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average

SAR = Seasonal Autoregressive

SMA = Seasonal Moving Average

Z_t = variabel independen

\bar{Z} = nilai rata-rata

t = periode

n = jumlah data

w_t = proses differencing

B = Operator Backshift

r_k = koefisien autokorelasi lag k

ϕ_{kk} = koefisien autokorelasi parsial lag k

s_{r_k} = Taksiran kesalahan baku

t_{r_k} = Nilai Statistik Uji t

JB = Jarque Bera

K = Kurtosis

S = Skewness

ϕ_k = shi (Koefisien AR)

θ_k = teta (Koefisien MA)

Φ_k = phi (koefisien SAR)

Θ_k = theta (koefisien SMA)

p = orde AR

d = orde differencing non musiman

q = orde MA

P = orde AR Musiman

D = Orde Differencing Musiman

Q = orde MA Musiman

AIC=Akaike's Information Criterion

RSS= Jumlah kuadrat residual

SBC = Schwartz's Bayesian Criterion

MSE = Mean Squared Error

MAD = Mean Absolute Deviation

MAPE = Mean Absolute Percentage Error

F_t = nilai peramalan periode t

s = jumlah periode musiman

α_t = nilai galat periode t

α = alpha (parameter pemulusan data keseluruhan)

β = beta (parameter pemulusan data trend)

γ = gamma (parameter pemulusan data musiman)

S_t = penghalusan eksponensial periode ke-t

b_t = penghalusan unsur trend periode ke-t

I_t = penghalusan unsur musiman periode ke-t

m = periode waktu yang di ramalkan

L = panjang musiman

S_0 = nilai awal pemulusan data keseluruhan

b_0 = nilai awal pemulusan data trend

L_k = nilai awal pemulusan data musiman

ABSTRAK

Nama Penyusun : Mutmainnah
NIM : 60600115047
Judul : Perbandingan Metode SARIMA dan Exponential Smoothing Holt-Winters dalam Meramalkan Curah Hujan di Kota Makassar

Kondisi iklim kota Makassar umumnya mengalami fluktuasi selama beberapa tahun terakhir yang berdampak pada perubahan curah hujan yang tidak menentu. Hal ini dapat berdampak pada peningkatan atau penurunan penghasilan masyarakat di kota Makassar. Sehingga perlu dilakukan prediksi tentang perubahan curah hujan untuk periode tahun selanjutnya. Penelitian ini bertujuan untuk mengetahui perbandingan model peramalan yang memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi untuk data curah hujan di kota Makassar. Metode peramalan yang digunakan adalah metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*. Adapun hasil penelitian diperoleh bahwa metode SARIMA memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dibandingkan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* model Aditif dan model Multiplikatif, dengan nilai *forecast error* terkecil yaitu nilai MSE sebesar 32,380 dan nilai MAD sebesar 0,722.

Kata Kunci: *Curah Hujan, Peramalan, SARIMA, Exponential Smoothing Holt-Winters, MSE, MAD.*



BAB I

PENDAHULUAN

A. Latar Belakang

Makassar merupakan daerah dengan posisi strategis berada dipersimpangan jalur lalu lintas antara Selatan dan Utara provinsi di Sulawesi, wilayah Barat ke Timur Indonesia dan dari Utara ke Selatan Indonesia. Berdasarkan garis lintang dan bujur Makassar berada pada 119 derajat bujur timur dan 5,8 derajat lintang Selatan dengan ketinggian antara 1-25 meter dari atas permukaan laut. Kota Makassar merupakan daerah pantai yang datar dengan kemiringan 0-5 derajat kearah barat sehingga kota ini memiliki sumberdaya alam laut yang melimpah¹. Oleh karena itu mata pencaharian sebagian masyarakatnya selain dibidang industri jasa berada dibidang pertanian, kelautan, perikanan, tambang, hingga penyediaan tenaga listrik yang banyak memanfaatkan sumberdaya air. Salah satu faktor peningkatan intensitas sumberdaya air dikota ini adalah kondisi iklim.

Kondisi iklim di kota Makassar tergolong hangat dan tropis yang terdiri dari dua musim yaitu musim hujan (November-Mei) dan musim kemarau (Juni-Oktober). Ditandai dengan kelembaban tinggi dan suhu rata-rata sekitar 27,8 derajat celcius. Adapun periode musim hujan dapat disebabkan oleh beberapa faktor seperti pengaruh angin yang bertiup dari daerah yang memiliki tekanan udara tinggi ke daerah dengan tekanan

¹Dinas Komunikasi dan Informasi Kota Makassar, "Geografis kota Makassar" (Makassarkota.go.id/110-geografiskotamakassar.html.)

udara yang lebih rendah atau yang disebut dengan angin muson barat.²

Sebagaimana firman Allah dalam QS ar-Rum/30: 48:

اللَّهُ الَّذِي يُرْسِلُ الرِّيَّحَ فَتُثِيرُ سَحَابًا فَيَبْسُطُهُ فِي السَّمَاءِ كَيْفَ يَشَاءُ
وَيَجْعَلُهُ كَسَفًا فَتَرَى الْوَدْقَ تَخْرُجُ مِنْ خِلَالِهِ ۖ فَإِذَا أَصَابَ بِهِ ۖ مَنْ يَشَاءُ مِنْ
عِبَادِهِ إِذَا هُمْ يَسْتَبْشِرُونَ ﴿٤٨﴾

Terjemahnya:

Allah, dialah yang mengirim angin, lalu angin itu menggerakkan awan dan Allah membentangkannya di langit menurut yang dikehendaki-Nya, dan menjadikannya bergumpal-gumpal; lalu kamu lihat hujan keluar dari celah-celahnya, Maka apabila hujan itu turun mengenai hamba-hamba-Nya yang dikehendaki-Nya, tiba-tiba mereka menjadi gembira.³

Menurut M.Quraish Shihab dalam tafsir Al Misbah menyatakan bahwa Allah swt yang dari saat ke saat yang mengirim aneka angin, lalu ia yakni angin itu yang menggerakkan awan dan Allah melalui hukum-hukum alam yang ditetapkan-Nya membentangkannya di langit yakni di awan, sebagaimana yakni dengan cara dan bentuk apapun yang dikehendaki-Nya dan ke lokasi manapun yang ditetapkan-Nya. Sekali Dia menjadikan awan itu terbentang di langit sedemikian rupa, dan di kali lain Dia menjadikannya bergumpal-gumpal; lalu engkau siapa pun engkau melihat hujan keluar dari celah-celahnya awan itu, maka apabila Dia yakni Allah mencurahkan-Nya yakni hujan yang turun atas izin Allah itu kepada

² UN-HABITAT, “Kajian kerentanan Perubahan iklim” (Makassar)

³Departemen Agama RI, “Al-Qur’an Al-Karim Tajwid dan Terjemahnya” (Surabaya: UD.Halim Publishing dan Distributing, 2013).

siapa yang Dia kehendaki dari hamba-hamba-Nya, tiba-tiba yakni dengan segera dan serta merta begitu hujan turun mereka bergembira.⁴

Curah hujan yang terjadi di kota Makassar umumnya mengalami fluktuasi selama beberapa tahun terakhir. Menurut BMKG (Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika) Pada tahun 2016, kondisi musim lebih basah dibandingkan tahun 2015, hal ini dapat dilihat dari Hari Tanpa Hujan (HTH) tahun 2015 yang lebih panjang dari tahun 2016. Pada tahun 2015 curah hujan tertinggi pada bulan Januari sebesar 962 mm dan terendah pada September sebesar 2 mm, tahun 2016 jumlah curah hujan tertinggi sebesar 727 mm dan terendah 0 mm sedangkan pada tahun 2017 curah hujan tertinggi terjadi pada bulan Desember sebesar 955mm.⁵

Fluktuasi perubahan curah hujan yang tidak menentu dapat berdampak pada peningkatan atau penurunan penghasilan masyarakat terutama pada industri yang banyak memanfaatkan sumberdaya air seperti industri pertanian, perikanan dan kelautan. Oleh karena itu, peneliti merasa perlu melakukan peramalan tentang perubahan intensitas curah hujan sebagai acuan kapan suatu peristiwa akan terjadi dan tindakan apa yang dapat di lakukan dalam mengatasinya. Sebagaimana firman Allah dalam QS al-An'am/6: 160:

⁴ M. Quraish Shihab, "*Tafsir Al Misbah: pesan, kesan dan keserasian Al-Qur'an*" (Jakarta, lentera hati, 2002)

⁵ Andi Cahyadi, "*Prakiraan BMKG stasiun Paotere wilayah empat Makassar*" (Makassar, SmartFM)

مَنْ جَاءَ بِالْحَسَنَةِ فَلَهُ عَشْرُ مَثَالٍهَا وَمَنْ جَاءَ بِالسَّيِّئَةِ فَلَا تُجْزَى إِلَّا

مِثْلَهَا وَهُمْ لَا يُظْلَمُونَ ﴿١٦﴾

Terjemahnya:

Barangsiapa membawa amal yang baik, maka baginya (pahala) sepuluh kali lipat amalnya; dan Barangsiapa yang membawa perbuatan jahat maka dia tidak diberi pembalasan melainkan seimbang dengan kejahatannya, sedangkan mereka sedikitpun tidak dianiaya (dirugikan).⁶

Menurut M Quraish Shihab dalam tafsir Al Misbah menyatakan bahwa pembalasan Allah swt sungguh adil, yakni barangsiapa diantara manusia yang datang membawa amal yang baik, yakni berdasar iman yang benar dan ketulusan hati, maka baginya pahala sepuluh kali lipatnya yakni sepuluh kali lipat amalnya sebagai karunia dari Allah swt; dan barangsiapa yang membawa perbuatan yang buruk, maka dia tidak diberi pembalasan melainkan seimbang dengan kejahatan-nya, itupun kalau Allah menjatuhkan sanksi atasnya, tetapi tidak sedikit keburukan hamba yang dimaafkan-Nya. kalau Dia menjatuhkan sanksi, maka itu sangat adil dan dengan demikian mereka. yakni yang melakukan kejahatan itu sedikitpun tidak dianiaya tetapi masing-masing akan memperoleh hukuman setimpal dengan dosanya.⁷ Dalam Ayat ini menjelaskan bahwa apabila kita mempersiapkan suatu hal dengan baik maka hasilnya akan baik pula, dan apabila kita mempersiapkan tidak baik maka hasilnya tidak baik pula.

⁶Departemen Agama RI, "Al-Qur'an Al-Karim Tajwid dan Terjemahnya" (Surabaya: UD.Halim Publishing dan Distributing, 2013).

⁷ M. Quraish Shihab, "Tafsir Al Misbah: pesan, kesan dan keserasian Al-Qur'an" (Jakarta, lentera hati, 2002).

Dengan peramalan secara ilmiah ini diharapkan dapat membawa hal baik dimasa mendatang.

Terdapat banyak metode yang dapat digunakan dalam melakukan suatu peramalan. Metode peramalan yang paling banyak dikembangkan saat ini adalah *time series*, metode ini menggunakan data masa lampau untuk meramalkan kejadian dimasa mendatang. Penggunaan metode peramalan harus didasarkan pada pola datanya, dimana pola data curah hujan terlihat mengalami fluktuasi berulang dalam kurun waktu bulanan atau yang disebut dengan pola data musiman. Metode time series yang sering digunakan untuk data yang mengandung pola data musiman adalah metode SARIMA (*seasonal autoregressive integrated moving average*). Metode ini merupakan gabungan dari metode *Autoregressive* dan metode *Moving Average* yang dapat menangani data yang tidak stasioner dan dapat menjelaskan pengaruh musiman pada data. Selain itu, metode ini juga memiliki tingkat keakuratan yang tinggi untuk ramalan jangka pendek yang mengabaikan variabel independennya.

Metode peramalan lain untuk data time series yang handal pada ramalan jangka pendek dikenal dengan metode *exponential smoothing* atau metode pemulusan eksponensial. Metode ini merupakan metode yang memberikan pembobotan menurun secara eksponensial. Dalam metode ini terdapat satu atau lebih parameter pemulusan yang ditentukan secara eksplisit dan hasil pilihan parameter ini menentukan bobot yang dikenakan pada nilai observasi. Berdasarkan pola data, metode ini terdiri atas

beberapa jenis. Untuk data observasi yang mengandung unsur musiman, metode pemulusan (smoothing) eksponensial yang dapat digunakan adalah metode *eksponensial smoothing Holt-Winters*.

Berdasarkan penelitian sebelumnya oleh L.J.Sinay et.al diperoleh hasil bahwa model Holt-Winters merupakan model yang sesuai untuk meramalkan data musiman curah hujan bulanan di kota Ambon. Beberapa peneliti sebelumnya yang mengkaji suatu kasus dengan menggunakan metode SARIMA dan Exponensial Smoothing dalam meramalkan, memperoleh hasil yang berbeda-beda berdasarkan tingkat keakuratannya. Penelitian oleh Yuniarti yang mengambil studi kasus tentang data DBD di RSUD Sidoarjo, diperoleh metode yang lebih baik adalah metode Exponensial Smoothing dengan nilai galat lebih kecil dari SARIMA. Dengan studi kasus yang berbeda oleh Astin Nurhayati Munawaroh memberi kesimpulan bahwa model SARIMA menghasilkan nilai MSD lebih kecil dari metode Exponensial Smoothing sehingga model SARIMA dianggap lebih baik dalam meramalkan jumlah penumpang di PT. Angkasa Pura I(Persero) kantor cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta.

Berdasarkan uraian diatas, kedua penelitian tersebut memperoleh hasil yang saling bertolak belakang berdasarkan studi kasus yang diteliti, oleh karena itu peneliti akan melakukan penelitian dengan menggunakan kedua metode tersebut dan mengambil studi kasus yang berbeda yakni curah hujan di kota Makassar.

B. Rumusan Masalah

Adapun rumusan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagaimana model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMA?
2. Bagaimana model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*?
3. Bagaimana perbandingan hasil peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*

C. Tujuan Penelitian

Adapun tujuan pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Untuk mengetahui model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMA.
2. Untuk mengetahui model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*.
3. Untuk mengetahui perbandingan hasil peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*.

D. Batasan Masalah

Adapun batasan masalah pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Variabel yang diteliti adalah data curah hujan kota Makassar dari tahun 2009 hingga tahun 2018.

2. Penerapan metode peramalan yang akan dibahas dalam penelitian ini adalah model SARIMA (Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average) dan Exponential Smoothing Holt-Winters.

E. Manfaat Penelitian

Adapun manfaat pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Bagi Penulis, menambah wawasan tentang penerapan ilmu matematika khususnya peramalan dengan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*.
2. Bagi Pembaca, diharapkan dapat menjadi salah satu referensi ataupun tambahan pengetahuan bidang matematika khususnya bidang statistika.
3. Bagi Universitas, diharapkan dapat menambah literatur referensi di perpustakaan mengenai time series khususnya peramalan dengan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*.
4. Bagi Pemerintah, diharapkan dapat digunakan sebagai acuan dalam mengambil tindakan perencanaan kerja yang lebih baik.

F. Sistematika Penulisan

Secara garis besar sistematika penulisan pada penelitian ini adalah sebagai berikut :

BAB I Pendahuluan

Berisi latar belakang, rumusan masalah, tujuan penelitian, batasan masalah, manfaat penelitian dan sistematika penulisan.

BAB II Tinjauan Pustaka

Berisi Peramalan, *Time Series*, Stasioneritas, Fungsi Autokorelasi, Fungsi Autokorelasi Parsial, Proses *White Noise*, Uji Normalitas, Uji Akar Unit, Pemilihan Model Terbaik, Ketepatan Model Peramalan, Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA), Metode *Exponensial Smoothing Holt-Winters*, Estimasi Parameter, Proses Inisialisasi

BAB III Metodologi Penelitian

Berisi Jenis Penelitian, Jenis Dan Sumber Data, Waktu dan Tempat Penelitian, Variabel dan Definisi Operasional Variabel, dan Prosedur Analisis Data.

BAB IV Hasil dan Pembahasan

Berisi hasil penelitian dan pembahasan

BAB V Penutup

Berisi kesimpulan dan saran

BAB II

TINJAUAN PUSTAKA

A. Peramalan (*Forecasting*)

Peramalan atau *forecasting* menurut Spyros Makridakis merupakan bagian penting dari pengambilan keputusan manajemen untuk mengurangi ketergantungannya pada hal-hal yang belum pasti.⁸ Hal yang sama juga di jelaskan oleh William W. S. Wei bahwa peramalan penting digunakan untuk perencanaan dan pengendalian operasi di berbagai bidang seperti manajemen produksi, sistem persediaan, kontrol kualitas, perencanaan keuangan dan analisis investasi.⁹ Berdasarkan kedua pengertian tersebut peramalan dapat diartikan perkiraan atau prediksi tentang kejadian dimasa mendatang untuk perencanaan dan pengendalian operasi yang lebih baik. Sering ditemui adanya senjang waktu (*time lag*) antara kesadaran akan peristiwa mendatang dengan peristiwa yang terjadi saat ini. Adanya waktu tenggang (*lead time*) ini merupakan alasan utama bagi perencanaan dan peramalan.¹⁰

Metode peramalan dikategorikan menjadi dua bagian utama, yakni metode kualitatif dan metode kuantitatif. Metode kuantitatif kebanyakan digunakan pada perkiraan logis, pemikiran intuitif dan informasi atau pengetahuan yang diperoleh peneliti sebelumnya. Sedangkan pada metode

⁸ Untung Sus Andriyanti, & Abdul Basith, "*Metode dan Aplikasi Peramalan*", (Jakarta:Erlangga, 1999) hal. 4

⁹ William W.S.Wei, "*Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*",(New York: Person Education, 1994) hal. 86

¹⁰ Untung Sus Andriyanti, & Abdul Basith, "*Metode dan Aplikasi Peramalan*", (Jakarta:Erlangga, 1999) hal. 3

kuantitatif , terdiri atas dua jenis model yakni model deret waktu dan model regresi. Model regresi digunakan untuk mengetahui bentuk hubungan antar variabel bebas dan variabel terikat dan menentukan mana variabel yang signifikan mempengaruhi variabel terikat. Selain itu model ini digunakan juga untuk menaksir nilai variabel terikat dari variabel bebas. Untuk model *time series* didefinisikan dengan pendugaan masa depan yang didasarkan pada data masa lampau dari suatu variabel. Metode ini menitik beratkan pada pola data dan faktor gangguan (*Distrubances*) yang disebabkan oleh pengaruh acak (*random*).

B. Time Series

Time series atau data deret waktu merupakan kumpulan pengamatan yang diperoleh pengukuran secara regular dalam periode waktu tertentu. Analisis data deret waktu adalah salah satu prosedur statistika yang diterapkan untuk meramalkan struktur probabilistik keadaan di masa mendatang yang digunakan untuk merumuskan keputusan.

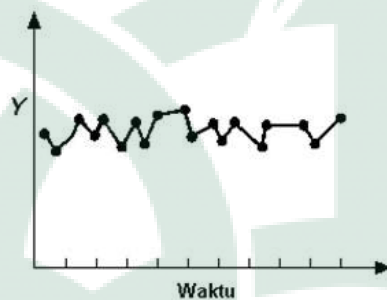
Suatu pengamatan dikatakan memiliki model deret waktu jika memiliki interval waktu antarindeks waktu t yang dinyatakan dalam satuan waktu yang sama dan adanya ketergantungan antara pengamatan Z_t dengan Z_{t+k} yang dipisahkan oleh jarak waktu sebanyak k kali (*lag k*).¹¹

¹¹ Aswi, & Sukarna, “ *Analisis Deret Waktu*”, (Makassar: Andika Publisher, 2006) hal.2 & 5

Langkah penting dalam memilih suatu metode deret waktu adalah dengan mempertimbangkan jenis pola data. Adapun jenis pola data adalah sebagai berikut:¹²

1. Pola Horizontal

Pola data yang mengandung unsur horizontal adalah pola data yang berfluktuasi disekitar rata-rata atau secara umum pola ini disebut pola konstan yang berarti pola ini tidak memiliki trend yang meningkat ataupun menurun secara sistematis sepanjang waktu. Gambar 2.1 merupakan grafik yang menunjukkan pola horizontal.

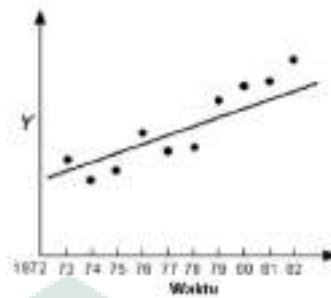


Gambar 2.1 Pola Horizontal

2. Pola *Trend*

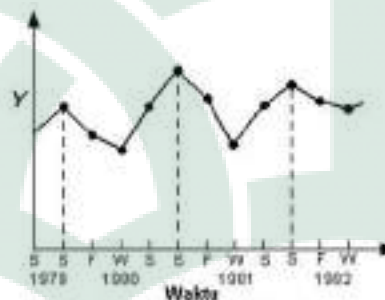
Pola data yang mengandung *trend* memiliki gerakan berjangka panjang yang menunjukkan adanya kecenderungan kenaikan atau penurunan secara keseluruhan. Gerakan ini berupa garis halus atau kurva yang menunjukkan suatu kecenderungan umum dari suatu data berkala. Gambar 2.2 merupakan grafik yang menunjukkan pola *trend*.

¹² Debi Anggita Sasti, “Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winters untuk Peramalan Data Deret Waktu Musiman”(Universitas Lampung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 2017)hal. 6-8.

Gambar 2.2 Pola *Trend*

3. Pola Musiman

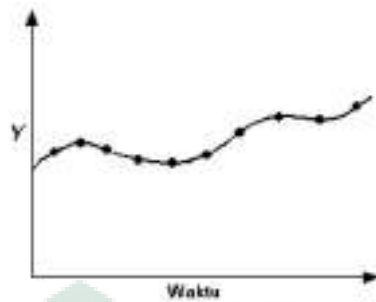
Pola data yang mengandung musiman memiliki gerakan yang mempunyai pola-pola tetap atau idektik dari waktu ke waktu yang berulang dalam jangka pendek. Gambar 2.3 menunjukkan pola data musiman.



Gambar 2.3 Pola Musiman

4. Pola Siklis

Pola data yang mengandung siklis memiliki gerakan naik turun disekitar garis tren dalam jangka panjang. Gerakan siklis ini bisa berulang setelah jangka waktu tertentu misalnya 3 tahun, 5 tahun atau bahkan lebih, tetapi dapat juga tidak berulang dalam jangka waktu yang sama. Gambar 2.4 merupakan grafik yang menunjukkan pola siklis.



Gambar 2.4 Pola Siklis

C. Stasioneritas

Deret waktu dapat dianalisis jika memenuhi asumsi kestasioneran data. Data dikatakan stasioner apabila tidak terdapat perubahan pada rata-rata dan variansi atau tidak terjadi penurunan dan kenaikan nilai secara tajam atau dapat dikatakan bahwa runtun waktu z_t dikatakan stasioner jika $E(z_t) = \mu$ dan $\text{var}(z_t) = \sigma^2$ konstan untuk semua waktu t dan $\text{cov}(z_t, z_{t-k}) = \gamma_k$ konstan untuk semua waktu t dan $k \neq 0$. Terdapat dua jenis kestasioneran yang harus dipenuhi suatu data deret waktu yaitu stasioner dalam rata-rata maupun variansi, yakni sebagai berikut:

1. Stasioneritas dalam Rata-Rata

Kestasioneran dalam rata-rata dapat dilihat dari diagram time series atau dari grafik fungsi autokorelasi. Jika pada diagram time series menunjukkan data berfluktuasi disekitar garis yang sejajar dengan sumbu waktu maka data tersebut dikatakan stasioner dalam rata-rata. Selain itu, ketidakstasioneran data dapat diidentifikasi dari grafik fungsi autokorelasi, yaitu lag akan menurun mendekati nol pada lag yang cukup panjang atau dapat dikatakan menurun secara sinusoidal.

Untuk mengatasi ketidakstasioneran data dalam rata-rata dapat dilakukan *differencing* non-musiman untuk data yang tidak mengandung pola musiman sedangkan untuk pola data yang mengandung musiman dapat dilakukan *differencing* musiman.

Tahapan differencing suatu data runtun waktu didefinisikan sebuah variabel baru w_t yang merupakan deretan besarnya perubahan pada runtun waktu Z_t , yakni:

$$w_t = Z_t - Z_{t-1}, \quad t = 2, 3, \dots, n \quad (2.1)$$

Runtun waktu w_t disebut differencing pertama dari Z_t . Jika differencing pertama tidak menghasilkan runtun waktu yang stasioner maka dapat dilakukan differencing tahap kedua, disini w_t didefinisikan differencing pertama dari differencing pertama atau disebut differencing kedua sebagai berikut:¹³

$$w_t = (Z_t - Z_{t-1}) - (Z_{t-1} - Z_t) \quad t = 3, 4, \dots, n \quad (2.2)$$

atau ditulis dalam operator backshift:

$$W_t = (1 - B)^d Z_t$$

dengan $BZ_t = Z_{t-1}$ dan d = jumlah differencing

2. Stasioneritas dalam Variansi

Kestasioneran data dalam variansi dapat diidentifikasi dari grafik time series. Jika dilihat secara visual maka data dikatakan stasioner

¹³ Risma, "Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter", (Universitas negeri Semarang: Jurusan Matematika, 2016), hal.11

terhadap variansi jika pergerakan data series relative tetap.¹⁴ Selain itu, dapat pula diidentifikasi dengan melihat grafik *Box-Cox*. Apabila grafik *Box-Cox* menunjukkan nilai *Rounded Value* bernilai satu maka data telah stasioner terhadap variansi. Untuk mengatasi ketidakstasioneran data dalam variansi dapat dilakukan transformasi data.¹⁵

Tahapan transformasi data dapat yang digunakan yakni transformasi kuasa (The Power of Transformation) dengan λ sebagai parameter transformasinya. Adapun nilai lamda yang dapat digunakan adalah sebagai berikut:¹⁶

Tabel 2.1 Nilai Lamda dan Transformasi

Nilai λ	Transformasi
-1	$\frac{1}{Z_t}$
-0,5	$\frac{1}{\sqrt{Z_t}}$
0	$\ln Z_t$
0,5	$\sqrt{Z_t}$
1	Z_t (tidak ada transformasi)

Sumber: Aswi dan Sukarna (2006)

¹⁴ William W.S.Wei, “*Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*”, (New York: Person Education, 1994) hal. 82

¹⁵ Masbachatul Ilmiyah, “*Aplikasi Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Winters Exponential Smoothing untuk Meramalkan Omzet Koperasi Al-Kautsar*” (Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya: Jurusan Sains, 2018), hal. 22

¹⁶ Risma, “*Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter*”, (Universitas negeri Semarang: Jurusan Matematika, 2016), hal.12

Dari Tabel 2.1 di atas menjelaskan jika jenis transformasi didasarkan pada lamda yang digunakan, nilai lamda berkisar dari -1; -0,5; 0; 0,5 dan 1. Untuk transformasi 1 diperoleh nilai yang sama dengan nilai observasi itu sendiri atau tidak terdapat transformasi.

Dampak yang ditimbulkan dari tidak terpenuhinya kestasioneran data yakni mengakibatkan kurang baiknya model yang diestimasi dan data tersebut dipertimbangkan kembali validitas dan kestabilannya. Salah satu penyebabnya adalah adanya autokorelasi antar data pengamatan.¹⁷

D. Uji Akar Unit

Uji yang diperkenalkan oleh David Dickey Whyne Fuller atau dikenal dengan metode ADF (*Augmented Dickey Fuller*) digunakan untuk melihat apakah pada variabel observasi mengandung pola kecenderungan atau tidak, kecenderungan dapat mengakibatkan ketidakstasioneran pola data atau pada prinsipnya, uji ini dimaksudkan untuk menelaah apakah koefisien tertentu dari model *autoregressive* (AR) sebagai berikut:

$$Z_t = a_0 + a_1 Z_{t-1} + e_t \quad (2.3)$$

dengan mendefinisikan parameter yang harus diperhatikan adalah nilai autoregresi yaitu. jika $a_1 = 1$ maka Z_t mempunyai akar unit atau disimpulkan Z_t tidak stasioner. jika $a_1 < 1$ maka Z_t tidak mempunyai akar unit atau dikatakan memenuhi asumsi stasioneritas. Untuk melakukan uji akar unit ini digunakan persamaan berikut:

¹⁷ Untung Sus Andriyanti, & Abdul Basith, “*Metode dan Aplikasi Peramalan*”, (Jakarta:Erlangga, 1999) hal. 11

$$\begin{aligned}
Z_t - Z_{t-1} &= \rho Z_{t-1} - Z_{t-1} + e_t \\
\Delta Z_t' &= (1 - \rho) Z_{t-1} + e_t \\
\Delta Z_t' &= \delta Z_{t-1} + e_t
\end{aligned} \tag{2.4}$$

dimana,

Z_t = data aktual periode ke-t

Z_{t-1} = data aktual periode ke- t-1

ρ = nilai autoregresi

$\Delta Z_t'$ = hasil *difference* data pada periode ke-t

δ = koefisien regresi

e_t = nilai galat

dengan $\Delta Z_t = Z_t - Z_{t-1}$ dan $\rho = a_1 - 1$. parameter yang menjadi perhatian dari model adalah ρ . jika $\rho = 0$ berarti $a_1 = 1$ maka Z_t dikatakan tidak stasioner, sehingga dapat digunakan hipotesis sebagai berikut :

$$H_0 = \rho = 1$$

$$H_1 = \rho < 1$$

selanjutnya parameter ρ diestimasi dengan metode OLS (*ordinary least square*) diperoleh hasil:

$$\hat{\rho} = \frac{\sum Z_t \Delta Z_t}{\sum Z_{t-1}^2} \tag{2.5}$$

penaksir $\hat{\rho}$ digunakan untuk menghitung statistic-t dalam menguji hipotesis nol yang didefinisikan pada persamaan sebagai berikut:

$$t = \frac{\hat{\rho} - \rho}{se(\hat{\rho})} \quad (2.6)$$

dengan kriteria keputusan tolak H_0 jika nilai *Augmented Dickey-Fuller* (statistic-t) < nilai kritis pada tingkat signifikansi tertentu atau nilai *p-value* < tingkat signifikansi ($\alpha = 0,05$).¹⁸

E. Fungsi Autokorelasi

Fungsi autokorelasi atau *Autocorrelation Function* (ACF) merupakan alat utama dalam menentukan model yang cocok pada suatu data observasi. ACF ini berfungsi mengukur korelasi antar pengamatan dengan beda kala ke-k (lag k). koefisien autokorelasi diuji untuk menentukan apakah terdapat perbedaan nilai yang signifikan dengan nol atau tidak.¹⁹ Untuk suatu data deret waktu Z_1, Z_2, \dots, Z_n maka nilai fungsi autokorelasinya adalah sebagai berikut:²⁰

1. Nilai autokorelasi lag k sampel (sample autocorrelation at lag k)

$$r_k = \text{corr}(Z_t, Z_{t+k} - \bar{Z})$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{n-k} (Z_t - \bar{Z})(Z_{t+k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2} \quad (2.7)$$

¹⁸ William W.S.Wei, "Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods", (New York: Person Education, 1994) hal.

¹⁹ Debi Anggita Sasti, "Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winters untuk Peramalan Data Deret Waktu Musiman" (Universitas Lampung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 2017), hal.14

²⁰ Aswi, & Sukarna, "Analisis Deret Waktu", (Makassar: Andika Publisher, 2006) hal.13

2. Taksiran kesalahan baku (standard error) dari

$$s_{r_k} = \sqrt{\frac{1 + 2 \sum_{j=1}^{k-1} r_j^2}{n}} \quad (2.8)$$

3. Nilai statistic uji t untuk uji $r_k = 0$ atau $r_k \neq 0$ adalah

$$t_{rk} = \frac{r_k}{s_{r_k}} \quad (2.9)$$

F. Fungsi Autokorelasi Parsial

Fungsi autokorelasi parsial atau *Partial Autocorrelation Function* (PACF) merupakan alat lain untuk mengidentifikasi model yang sesuai dengan data pengamatan dengan menunjukkan besarnya korelasi parsial antara pengamatan pada waktu ke t (Z_t) dengan pengamatan pada waktu-waktu sebelumnya (Z_{t-k}). Fungsi ini digunakan untuk mengukur tingkat keeratan (association) antara Z_t dan Z_{t-k} apabila pengaruh dari lag waktu (*time lag*) dianggap terpisah.

Menurut Wei, autokorelasi parsial Z_t dan Z_{t-k} dapat diturunkan dari model regresi linear. Misalkan Z_{t+k} sebagai variabel terikat, $Z_{t+k-1}, Z_{t+k-2}, \dots$, dan Z_t sebagai variabel bebas, yaitu:

$$Z_{t+k} = \phi_{k1} Z_{t+k-1} + \phi_{k2} Z_{t+k-2} + \dots + \phi_{kk} Z_t + a_{t+k} \quad (2.10)$$

dengan ϕ_{ki} sebagai parameter regresi ke-I untuk $i = 1, 2, \dots, k$ dan a_{t+k}

adalah residual dengan rata-rata nol dan tidak berkorelasi dengan Z_{t+k-j}

untuk $j = 1, 2, \dots, k$.²¹ Dengan mengalikan Z_{t+k-j} pada kedua ruas

Persamaan (2.8) dan menghitung nilai *expected value* diperoleh:

$$E(Z_{t+k-j}Z_{t+k}) = \phi_{k1}E(Z_{t+k-j}Z_{t+k}) + \phi_{k2}E(Z_{t+k-j}Z_{t+k-1}) + \dots + \phi_{kk}E(Z_{t+k-j}Z_{t+k-2}) + E(Z_{t+k-j}a_{t+k}) \quad (2.11)$$

$$\gamma_j = \phi_{k1}\gamma_{j-1} + \phi_{k2}\gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\gamma_{j-k} \quad (2.12)$$

dan

$$\rho_j = \phi_{k1}\rho_{j-1} + \phi_{k2}\rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_{j-k} \quad (2.13)$$

Untuk $j = 1, 2, \dots, k$ berlaku Persamaan berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1}\rho_0 + \phi_{k2}\rho_1 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1}\rho_1 + \phi_{k2}\rho_0 + \dots + \phi_{kk}\rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1}\rho_{k-1} + \phi_{k2}\rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk}\rho_0 \end{aligned} \quad (2.14)$$

Sistem ini dapat ditulis dalam bentuk matriks sebagai berikut:

$$\begin{bmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \dots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \dots & \rho_{k-2} \\ & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \dots & 1 \end{bmatrix} \begin{bmatrix} \phi_{k1} \\ \phi_{k2} \\ \vdots \\ \phi_{kk} \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_k \end{bmatrix} \quad (2.15)$$

Dengan menggunakan aturan Cramer, berturut-turut untuk $k = 1, 2, \dots$, diperoleh:

$$\phi_{11} = \rho_1$$

²¹ William W.S.Wei, "Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods", (New York: Person Education, 1994) hal.

$$\begin{aligned}
\phi_{22} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \\
\phi_{33} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & \rho_3 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 \\ \rho_1 & 1 & \rho_2 \\ \rho_2 & \rho_1 & 1 \end{vmatrix}} \\
\phi_{kk} &= \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_2 \\ \cdot & \vdots & & \vdots & \ddots & \cdot \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \cdots & \rho_k \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 & \rho_2 & \rho_3 & \cdots & \rho_{k-1} \\ \rho_1 & 1 & \rho_1 & \rho_2 & \cdots & \rho_{k-2} \\ \vdots & \vdots & \vdots & \vdots & \ddots & \vdots \\ \rho_{k-1} & \rho_{k-2} & \rho_{k-3} & \rho_{k-4} & \cdots & 1 \end{vmatrix}} \quad 22
\end{aligned} \tag{2.16}$$

G. Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)

Model SARIMA dikembangkan oleh Box-Jenkins merupakan model yang telah banyak dipakai sebagai acuan dalam berbagai studi tentang peramalan *time series* pola musiman. *Time series* atau data runtun waktu seringkali dijumpai memiliki pola musiman atau berulang setiap kelipatan s periode waktu, $s > 1$. untuk data yang stasioner, faktor musiman dapat diidentifikasi dari koefisien autokorelasi pada dua atau tiga

²² Astin Nurhayati Munawaroh, "Peramalan Jumlah Penumpang pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winters Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA", (Universitas Negeri Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 2010), hal. 11-12

time lag yang berbeda nyata dari nol. adapun kelemahan dari model ini adalah kurang akurat digunakan untuk peramalan jangka panjang karena memiliki tipe *random-walk*. Metode *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* (SARIMA). Model yang digunakan untuk menangani adanya pola musiman adalah model ARIMA dengan notasi umum $ARIMA(p, d, q)(P, D, Q)^s$

dimana:

(p, d, q) = bagian yang tidak musiman dari model

(P, D, Q) = bagian dari model

s = jumlah periode per musim

Model ARIMA musiman dapat dinyatakan sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.17)$$

dengan:

$\phi_p(B)$ = AR non musiman

$\Phi_p(B^s)$ = AR musiman

$(1-B)^d$ = *differencing* non musiman

$(1-B^s)^D$ = *differencing* musiman

$\theta_q(B)$ = MA non musiman

$\theta_Q(B^s)$ = MA musiman

α_t = galat

1. Model *Autoregressive* (AR) Musiman

Bentuk umum dari proses AR (*Autoregressive*) musiman periode S dan tingkat P atau $AR(P)^S$ didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \Phi_p Z_{t-ps} + \alpha_t \quad (2.18)$$

dimana α_t bersifat saling bebas terhadap Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots yang berdistribusi normal dengan mean 0 dan varian σ^2 . Model $AR(P)^S$ suatu proses Z_t dikatakan mengikuti model jika :

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} - \alpha_t \quad (2.19)$$

dimana:

Z_t = nilai runtun waktu yang stasioner

Z_{t-s}, Z_{t-2s} = nilai periode sebelumnya

Φ_1, Φ_2, Φ_p = koefisien model

α_t = kesalahan parameter model AR

2. Model *Moving Average* (MA) Musiman

Bentuk umum dari proses *Moving Average* musiman periode S dan tingkat Q atau $MA(Q)^S$ didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = \alpha_t - \Theta_1 \alpha_{t-s} - \Theta_2 \alpha_{t-2s} - \dots - \Theta_Q \alpha_{t-Qs} \quad (2.20)$$

dimana α_t bersifat saling bebas terhadap Z_{t-1}, Z_{t-2}, \dots yang berdistribusi normal dengan mean 0 dan vaarian σ^2 . model $MA(Q)^S$ suatu proses Z_t dikatakan mengikuti model jika:

$$Z_t = \alpha_t - \Theta_1 \alpha_{t-s} \quad (2.21)$$

dimana:

Z_t = nilai runtun waktu yang stasioner

$\alpha_{t-s}, \alpha_{t-2s}$ = nilai kesalahan sebelumnya

$\Theta_1, \Theta_2, \Theta_p$ = koefisien model

α_t = kesalahan parameter model MA

3. Model SARMA

Bentuk umum dari proses *Seasonal Autoregressive Moving Average* periode S didefinisikan sebagai berikut:

$$Z_t = \Phi_1 Z_{t-s} + \Phi_2 Z_{t-2s} + \dots + \Phi_p Z_{t-ps} + \alpha_t - \Theta_1 \alpha_{t-s} - \Theta_2 \alpha_{t-2s} - \dots - \Theta_Q \alpha_{t-Qs} \quad (2.22)$$

dimana,

Z_t = nilai runtun waktu yang stasioner

$\alpha_{t-s}, \alpha_{t-2s}$ = nilai kesalahan sebelumnya

Z_{t-s}, Z_{t-2s} = nilai periode sebelumnya

Φ_1, Φ_2, Φ_p = koefisien model AR

$\Theta_1, \Theta_2, \Theta_p$ = koefisien model MA

α_t = kesalahan parameter model MA

4. Model SARIMA

Bentuk umum dari proses *Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average* periode S didefinisikan sebagai berikut:

$$\Phi_p(B^s)\phi_p(B)(1-B)^d(1-B^s)^D Z_t = \theta_q(B)\theta_Q(B^s)\alpha_t \quad (2.23)$$

dengan,

$(1-B)^d = \text{differencing non musiman}$

$(1-B^s)^D = \text{differencing musiman}$

$$\phi_p(B) = 1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2 - \dots - \phi_p B^p$$

$$\Phi_p(B^L) = 1 - \Phi_1 B^L - \Phi_2 B^{2L} - \dots - \Phi_p B^{pL}$$

$$\theta_q(B) = 1 - \theta_1 B - \theta_2 B^2 - \dots - \theta_q B^q$$

$$\Theta_Q(B^L) = 1 - \Theta_1 B^L - \Theta_2 B^{2L} - \dots - \Theta_Q B^{QL}$$

dengan B operator *Backshift*.²³

Prosedur penentuan model tentatif untuk SARIMA didasarkan pada pola ACF dan PACF. Ringkasan penentuan model tentatif sebagai berikut.²⁴

Tabel 2.2 Penentuan Model ARIMA Tentatif Untuk Data Non Musiman

²³ Risma, "Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter", (Universitas negeri Semarang: Jurusan Matematika, 2016), hal.16-18.

²⁴ Astin Nurhayati Munawaroh, "Peramalan Jumlah Penumpang pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winters Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA", (Universitas Negeri Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 2010), hal. 39.

No	Model	ACF	PACF
1.	AR(p)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag p
2.	MA(q)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag q	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial)
3.	ARMA(p,d)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag (q-p)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag (p-q)
4.	ARIMA(p,d,q)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag (q-p) setelah <i>differencing</i>	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) setelah lag (p-q) setelah <i>differencing</i>

Sumber: Astin Nurhayati Munawaroh (2010)

Tabel 2.2 di atas dapat digunakan untuk menentukan model dugaan sementara dengan melihat dari grafik ACF dan PACF yang terbentuk untuk data non musiman. jika didasarkan pada ACF dengan lag yang turun secara eksponensial dan PACF terputus setelah lag p maka diidentifikasi merupakan model AR(p), namun jika didasarkan pada PACF menunjukkan lag yang turun secara eksponensial dan terputus setelah lag q maka dapat diidentifikasi merupakan model MA(q). adapun jika grafik ACF dan PACF menurun secara eksponensial tanpa differencing adalah model ARMA(p,q) sedangkan dengan proses differencing adalah model ARIMA(p,d,q).

Tabel 2.3 Penentuan Model ARIMA Tentatif Untuk Data Musiman

No	Model	ACF	PACF
1.	SAR(p)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag P_s
2.	SMA(q)	<i>Cut off</i> (terputus) setelah lag Q_s	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman
3.	SARMA(p, d)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman
4.	SARIMA(p, d, q)	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman setelah <i>differencing</i>	<i>Dies down</i> (menurun secara eksponensial) pada lag musiman setelah <i>differencing</i>

Sumber: Astin Nurhayati Munawaroh (2010)

Tabel 2.3 di atas dapat digunakan untuk menentukan model dugaan sementara dengan melihat dari grafik ACF dan PACF yang terbentuk untuk data musiman. jika didasarkan pada ACF dengan lag yang turun secara eksponensial pada lag musiman dan PACF terputus setelah lag P_s maka diidentifikasi merupakan model AR(P), namun jika didasarkan pada PACF menunjukkan lag yang turun secara eksponensial pada lag musiman dan terputus setelah lag Q_s maka dapat diidentifikasi merupakan model MA(Q). adapun jika grafik ACF dan PACF menurun secara eksponensial tanpa *differencing* pada lag musiman adalah model ARMA(P,Q) sedangkan dengan proses *differencing* adalah model ARIMA(P,D,Q).

Tahapan dalam melakukan peramalan dengan metode SARIMA adalah sebagai berikut:²⁵

1. Identifikasi Model

Identifikasi model dilakukan dengan membuat time series plot, untuk mengidentifikasi apakah model mengandung unsure musiman atau tidak dan melihat apakah data sudah stasioner atau belum. jika data belum stasioner dalam rata-rata maka dilakukan proses pembedaan (*differencing*) sedangkan jika data belum stasioner dalam variansi dilakukan transformasi Box-Cox. untuk memastikan bahwa data telah stasioner dilakukan uji akar unit. selanjutnya buat grafik ACF dan PACF untuk menentukan model SARIMA yang sesuai.

2. Penaksiran Parameter Model Sementara

Tahap selanjutnya setelah model SARIMA di duga yaitu SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^s$ maka dilakukan penaksiran parameter model. penaksiran ini memperhatikan jumlah lag pada grafik PACF untuk model AR dan jumlah lag pada grafik ACF untuk model MA.

3. Pemeriksaan Diagnostik

Pada pemeriksaan diagnostik ini dibagi menjadi dua tahap, yakni pengujian signifikansi parameter dan pengujian kesesuaian model. di tahap pengujian kesesuaian model dibagi menjadi dua

²⁵ Verawaty Bettyani Sitorus, dkk, "Peramalan dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) di bidang Ekonomi", (Jurnal Eksponensial Volume 8, Nomor 1, Mei 2017).

pengujian, yakni pengujian asumsi *residual white noise* dengan menggunakan uji Ljung-Box dan pengujian asumsi normalitas residual menggunakan statistic uji Kolmogorov-Smirnov.

4. Kriteria Pemilihan Model Terbaik

Apabila terdapat lebih dari satu model yang memenuhi syarat, maka dilakukan pemilihan model terbaik dengan beberapa pengujian seperti AIC.

5. Peramalan

Tahap terakhir adalah melakukan tahapan peramalan menggunakan model SARIMA $(p,d,q)(P,D,Q)^s$ terbaik. setelah itu dilakukan pengujian ketepatan model peramalan dengan menggunakan beberapa pengujian seperti MAE.

H. Estimasi Parameter Model

Estimasi parameter model Autoregressive (AR(p)) dan moving average (MA(q)) dapat diperoleh dengan pendugaan metode momen. pendugaan dengan metode ini adalah dengan mensubstitusi momen contoh, diantaranya yaitu nilai tengah contoh dan fungsi autokorelasi contoh. dengan parameter μ didefinisikan sebagai berikut:

$$\mu'_1 = E(Z_t) = \mu$$

$$M'_1 = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n Z_t = \bar{Z}$$

karena $\mu'_1 = M'_1$, sehingga didapat penduga nilai tengah adalah $\hat{\mu} = \bar{Z}$.

untuk memperoleh penduga dari $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$, langkah pertama adalah mengalikan persamaan AR(p) dengan Z_{t-k} lalu di ekspektasikan yaitu:

$$\begin{aligned} Z_t &= \phi_1 Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-p} + a_t \\ Z_t Z_{t-k} &= \phi_1 Z_{t-k} Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-k} Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-k} Z_{t-p} + a_t Z_{t-k} \\ E(Z_t Z_{t-k}) &= E(\phi_1 Z_{t-k} Z_{t-1} + \phi_2 Z_{t-k} Z_{t-2} + \dots + \phi_p Z_{t-k} Z_{t-p} + a_t Z_{t-k}) \end{aligned}$$

$$\text{dengan } a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \quad (2.24)$$

dari persamaan ini, diperoleh persamaan dari fungsi autokovariansi sebagai berikut:

$$\gamma_j = \phi_{k1} \gamma_{j-1} + \phi_{k2} \gamma_{j-2} + \dots + \phi_{kk} \gamma_{j-k} \quad (2.25)$$

persamaan ini menghasilkan persamaan fungsi autokorelasi apabila di bagi dengan variansi sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\rho_j = \phi_{k1} \rho_{j-1} + \phi_{k2} \rho_{j-2} + \dots + \phi_{kk} \rho_{j-k} \quad (2.26)$$

Untuk $j = 1, 2, \dots, k$ berlaku Persamaan berikut:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \phi_{k1} \rho_0 + \phi_{k2} \rho_1 + \dots + \phi_{kk} \rho_{k-1} \\ \rho_2 &= \phi_{k1} \rho_1 + \phi_{k2} \rho_0 + \dots + \phi_{kk} \rho_{k-2} \\ &\vdots \\ \rho_k &= \phi_{k1} \rho_{k-1} + \phi_{k2} \rho_{k-2} + \dots + \phi_{kk} \rho_0 \end{aligned} \quad (2.27)$$

sehingga solusi dari penduga $\phi_1, \phi_2, \dots, \phi_p$ diperoleh dengan mensubstitusi fungsi autokorelasi yaitu:

$$\begin{pmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \\ \vdots \\ \hat{\phi}_p \end{pmatrix} = \begin{pmatrix} 1 & \rho_1 & \dots & \rho_{p-1} \\ \rho_1 & 1 & \dots & \rho_{p-2} \\ & & \ddots & \vdots \\ \rho_{p-1} & \rho_{p-2} & \dots & 1 \end{pmatrix}^{-1} \begin{pmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \\ \vdots \\ \rho_p \end{pmatrix} \quad (2.28)$$

berdasarkan system persamaan (2.28) dapat diperoleh penduga untuk model AR(p). Karena model AR(1) memiliki nilai p=1 maka diperoleh

$$\hat{\phi}_1 = [1]^{-1}[\rho_1] = 1 \cdot \rho_1,$$

dan karena model AR(2) memiliki nilai p=2 maka diperoleh

$$\begin{bmatrix} \hat{\phi}_1 \\ \hat{\phi}_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{bmatrix}^{-1} \begin{bmatrix} \rho_1 \\ \rho_2 \end{bmatrix} = \begin{bmatrix} \frac{\rho_1 - \rho_1 \rho_2}{1 - \hat{\rho}_1^2} \\ \frac{\rho_2 - \rho_1^2}{1 - \hat{\rho}_1^2} \end{bmatrix},$$

$$\text{dimana } \hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \hat{\rho}_k = \frac{\hat{\gamma}_k}{\hat{\gamma}_0} = \frac{\sum_{t=k+1}^n (Z_t - \bar{Z})(Z_{t-k} - \bar{Z})}{\sum_{t=1}^n (Z_t - \bar{Z})^2}.$$

Adapun untuk estimasi model MA(p) dapat diperoleh dari persamaan:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_p a_{t-p}$$

$$\text{dengan } a_t \sim N(0, \sigma_a^2) \quad (2.29)$$

persamaan (2.29) kemudian di kalikan dengan Z_{t-k} kemudian diberikan

nilai *expectation value* sehingga diperoleh persamaan sebagai berikut:

$$\begin{aligned} Z_t Z_{t-k} &= a_t Z_{t-k} - \theta_1 a_{t-1} Z_{t-k} - \theta_2 a_{t-2} Z_{t-k} - \dots - \theta_p a_{t-p} Z_{t-k} \\ E(Z_t Z_{t-k}) &= E(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2} - \dots - \theta_p a_{t-p})(a_{t-k} - \theta_1 a_{t-1-k} - \theta_2 a_{t-2-k} - \dots - \theta_p a_{t-p-k}) \end{aligned} \quad (2.30)$$

untuk proses MA(1) didefinisikan:

$$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1} \quad (2.31)$$

$$E(Z_t Z_{t-k}) = E(a_t - \theta_1 a_{t-1})(a_{t-k} - \theta_1 a_{t-1-k}) \quad (2.32)$$

$Z_t = a_t - \theta_1 a_{t-1}$, dengan $E(Z_t) = 0$ dan $k = 0$, maka

$$\gamma_0 = \sigma_a^2(1 + \theta_1^2) \quad (2.33)$$

untuk $k=1$, maka

$$\gamma_1 = -\theta_1 \sigma_a^2, \quad (2.34)$$

sehingga

$$\rho_1 = \frac{-\theta_1}{1 + \theta_1^2} \quad (2.35)$$

sehingga, untuk memperoleh nilai estimasi untuk MA(1) digunakan rumus sebagai berikut:

$$\hat{\theta}_1 = \frac{-1 + \sqrt{1 - 4\rho_1^2}}{2\rho_1} \quad (2.36)$$

untuk proses MA(2) didefinisikan sebagai berikut:

$$E(Z_t Z_{t-k}) = E(a_t - \theta_1 a_{t-1} - \theta_2 a_{t-2})(a_{t-k} - \theta_1 a_{t-1-k} - \theta_2 a_{t-2-k}) \quad (2.37)$$

dengan menyelesaikan $E(Z_t Z_{t-k})$ untuk semua k , maka

$$\begin{aligned} \gamma_0 &= \sigma_a^2 (1 + \theta_1^2 + \theta_2^2) \\ \gamma_1 &= \sigma_a^2 (-\theta_1 + \theta_1 \theta_2) \\ \gamma_2 &= -\theta_2 \sigma_a^2 \end{aligned} \quad (2.38)$$

dari persamaan ini diperoleh:

$$\begin{aligned} \rho_1 &= \frac{-\theta_1 + \theta_1 \theta_2}{1 + \theta_2^2 + \theta_1^2} \\ \rho_2 &= \frac{-\theta_2}{1 + \theta_2^2 + \theta_1^2} \end{aligned} \quad (2.39)$$

I. Proses *White Noise*

proses *white noise* adalah satu istilah yang digunakan untuk mendefinisikan data bersifat acak dan memenuhi asumsi kestasioneran data. dalam hal ini yang digunakan sebagai parameter uji adalah model

yang terbentuk, apakah residual dari model tersebut layak digunakan dalam peramalan atau tidak.

Untuk memenuhi hal tersebut, digunakan uji *Ljung-Box* sebagai berikut:

$$Q = n(n+2) \sum_{k=1}^k \frac{\rho_k^2}{n-k} \quad (2.40)$$

dimana,

n = jumlah data

k = nilai lag

ρ_k = nilai fungsi autokorelasi lag ke- k

Adapun hipotesis pengujian *white noise* dengan statistik uji Ljung-Box sebagai berikut:

H_0 = residual telah memenuhi syarat *white noise*

H_1 = residual tidak memenuhi syarat *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > (\alpha = 0,05)$ atau

$Q < \chi^2_{\alpha, df=K-p-d}$ dimana K adalah maksimum lag, p adalah ordo dari AR,

dan q adalah ordo dari MA.²⁶

²⁶ Masbachatul Ilmiyah, “Aplikasi Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Winters Exponential Smoothing untuk Meramalkan Omzet Koperasi Al-Kautsar” (Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya: Jurusan Sains, 2018), hal. 28-29.

Selain statistik uji ini, deteksi *white noise* dapat pula dengan melihat secara visual plot residual ACF, jika residual modelnya tidak terjadi korelasi maka proses *white noise* telah terpenuhi.²⁷

J. Uji Normalitas

Selain uji *white noise*, uji normalitas terhadap residual model menjadi salah satu penentu layak atau tidaknya model digunakan untuk proses peramalan. uji ini dapat dilakukan dengan menggunakan uji Kolmogorov-Smirnov dengan hipotesis dan statistik uji sebagai berikut:

hipotesis:

H_0 = residual berdistribusi normal

H_1 = residual tidak berdistribusi normal

statistik uji:

$$D = \sup_x |S(x) - F_0(x)| \quad (2.41)$$

dimana,

$F_0(x)$ = Fungsi yang diduga berdistribusi normal

$S(x)$ = fungsi distribusi kumulatif dari data asal

n = banyaknya residual

Adapun kriteria pengambilan keputusan tolak H_0 jika $D > D_{(1-\alpha),n}$

atau jika $p\text{-value} > \text{taraf signifikansi } (\alpha = 0,05)$.²⁸

²⁷ D.A Lubis, dkk, "Peramalan Indeks Harga Konsumen dengan Metode Singular Spectral Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)", (MANTIK, 03, 02, 76-82)

K. Pemilihan Model Terbaik

Terdapat beberapa model yang dapat digunakan untuk mewakili data runtun waktu dalam meramalkan data masa mendatang. untuk itu, dapat digunakan perhitungan model residual yang sesuai berdasarkan kesalahan peramalan sebagai berikut:²⁹

1. Akaike's Information Criterion (AIC)

AIC digunakan untuk menentukan model yang optimum dari suatu data observasi. dalam hal membandingkan dua buah regresi atau lebih, maka model AIC terkecil merupakan model yang lebih baik. adapun rumus untuk menentukan nilai AIC sebagai berikut:

$$AIC = n \log \left(\frac{RSS}{n} \right) + 2k \quad (2.42)$$

dimana RSS adalah *Residual Sum of Square* (jumlah kuadrat residual) sebagai berikut:

$$RSS = \sum_{i=1}^n \hat{e}_i^2 \quad (2.43)$$

dimana \hat{e} nilai estimasi kesalahan l.

2. Schwartz's Bayesian Criterion (SBC)

SBC memiliki kegunaan untuk menetapkan model yang dianggap adalah model yang lebih baik.

²⁸ Novinda Lestari & Nuri Wahyuningsih, "Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA" (Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 1, No.1)

²⁹Risma, "Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter", (Universitas negeri Semarang: Jurusan Matematika, 2016), hal.12

Model yang dianggap lebih baik memiliki nilai SBC paling kecil dengan rumus:

$$SBC = n \log \left(\frac{RSS}{n} \right) + k \log n \quad (2.44)$$

L. Ketepatan Model Peramalan

Terdapat situasi dimana proses peramalan yang mengandung derajat ketidakpastian. seperti yang telah diketahui, tidak ada metode peramalan yang dapat memprediksi dengan tepat kejadian dimasa mendatang, sehingga dapat dikatakan setiap metode pasti menghasilkan kesalahan.

Beberapa faktor yang menyebabkan terjadinya penyimpangan pada hasil ramalan, seperti terdapat outlier, komponen *trend*, komponen musiman, atau komponen siklus yang mungkin terdapat pada deret data, yang berarti metode yang digunakan tidak tepat.³⁰

Alat ukur yang digunakan untuk menghitung kesalahan prediksi adalah sebagai berikut:

1. *Mean Squared Error* (MSE)

³⁰ Iwa Sungkawa & Ries Tri Megasari, “Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri CitraMulia”, (ComTech Vol.2 N0.2 Desember 2011:636-645)

MSE merupakan suatu perhitungan jumlah dari selisih data peramalan dengan data sebenarnya, semakin kecil nilai MSE maka ramalan semakin akurat. adapun rumus MSE sebagai berikut:³¹

$$MSE = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n (Z_t - F_t)^2 \quad (2.45)$$

dimana,

n = banyaknya data

Z_t = nilai actual pada periode-t

F_t = nilai peramalan pada periode-t

2. Mean Absolute Deviation (MAD)

MAD atau rata-rata penyimpangan absolute mengevaluasi metode peramalan berdasarkan jumlah kesalahan yang absolute. MAD dapat pula digunakan untuk mengukur kesalahan ramalan dalam unit yang sama sebagai deret asli dengan rumus sebagai berikut:

$$MAD = \sum_{t=1}^n \frac{|e_t|}{n} \quad (2.46)$$

dengan e_t sebagai nilai galat pada waktu t.

3. Mean Absolute Percentage Error (MAPE)

³¹ Riza Rahmadayanti, dkk, "Perbandingan keakuratan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Exponential Smoothing pada Peramalan Penjualan Semen di PT. Sinar Abadi", (Jurnal Rekursif, Vol. 3 N0.1 Maret 2015, ISSN 2303-0755)

MAPE atau rata-rata penyimpangan persentase *absolute* merupakan perhitungan antar data asli dan data hasil ramalan lalu dimutlakkan kemudian dihitung dalam bentuk persentase. Dari hasil persentase ini kemudian diperoleh nilai mean-nya. Suatu model mempunyai tingkat keakuratan yang tinggi jika persentasenya dibawah 10% dan diantara 10%-20% .

Adapun Persamaannya sebagai berikut:³²

$$MAPE = \sum_{t=1}^n \frac{|PE_t|}{n} \quad (2.47)$$

$$\text{dengan } PE_t = \frac{e_t}{Z_t} \times 100 \quad (2.48)$$

M. Metode *Exponensial Smoothing Holt-Winters*

Jika suatu deret data time series mengandung unsur musiman disamping pola data *trend*, metode penghalusan eksponensial Holt-Winters merupakan metode pendekatan pemulusan yang cocok digunakan. menurut Makridakis, metode Holt-Winters adalah metode yang dapat menangani faktor musiman dan *trend* secara bersama-sama. metode ini didasarkan atas tiga parameter yakni untuk parameter unsure stasioner unsure *trend* dan unsure musiman. sehingga metode ini sering pula disebut metode *exponential smoothing triple Holt Winters*.³³

N. Estimasi Parameter

³² Adi Suwandi, dkk, “Peramalan Data Time Series dengan Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winter” (Universitas hasanuddin Makassar: Jurusan Matematika FMIPA)

³³ Iwa Sungkawa & Ries Tri Megasari, “Penerapan Ukuran Ketetapan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri Citramulia”,(ComTech Vol. 2 No. 2 Desember 2011:636-645).

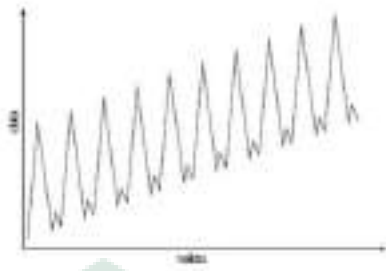
Terdapat tiga jenis estimasi parameter yang digunakan untuk memodelkan metode penghalusan eksponensial Holt-Winters, yaitu sebagai berikut:

1. Alpha (α), merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relative pada pengamatan yang baru dilakukan. jika alpha bernilai mendekati 1 maka hanya pengamatan terbaru yang digunakan secara eksklusif. sebaliknya jika alpha mendekati 0 maka pengamatan yang lain dihitung dengan bobot sepadan dengan data waktu terbaru.
2. Beta (β), merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relative pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsure *trend*, nilai beta dari nilai 0-1.
3. Gamma (γ) merupakan parameter yang mengontrol penghalusan relative pada pengamatan yang baru dilakukan untuk mengestimasi kemunculan unsur musiman, nilai gamma dari 0-1.

Metode penghalusan eksponensial Holt-Winters terdiri atas dua jenis model yang dapat digunakan dalam melakukan proses peramalan. yakni sebagai berikut:

1. Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters Model Aditif

Model aditif digunakan apabila tidak terdapat kecenderungan atau tanda bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data berikut adalah grafik model aditif:



Gambar 2.5 Plot Data Model Aditif

dengan Persamaan yang digunakan sebagai berikut:

- a. Penghalusan untuk menghitung penghalusan eksponensial Holt-Winters

$$S_t = \alpha(Z_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.49)$$

- b. Persamaan untuk menghitung penghalusan *trend*

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.50)$$

- c. Persamaan untuk menghitung penghalusan musiman

$$I_t = \gamma(Z_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.51)$$

- d. Persamaan untuk menghitung nilai peramalan penghalusan eksponensial Holt-Winters pada model aditif

$$F_{t+m} = S_t + mb_t + I_{t-L+m} \quad (2.52)$$

dimana,

S_t = penghalusan eksponensial pada tahun ke-t

S_{t-1} = penghalusan eksponensial pada tahun ke-t-1

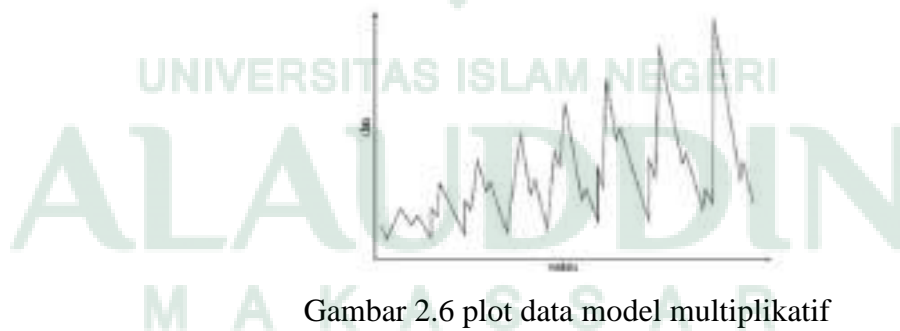
b_t = penghalusan unsur *trend* pada tahun ke-t

b_{t-1} = penghalusan unsure *trend* pada tahun ke- t-1

- Z_t = data pada periode waktu- t
 F_t = nilai yang ingin diramalkan
 α = parameter penghalusan unsur data
 β = parameter penghalusan unsur *trend*
 γ = parameter penghalusan unsur musiman
 I_t = penghalusan unsur musiman
 m = periode waktu yang diramalkan
 L = panjang musiman ($L=3$, $L=4$, $L=6$, atau $L=12$)

2. Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters Model Multiplikatif

Metode multiplikatif digunakan apabila terdapat kecenderungan atau tanda bahwa pola musiman bergantung pada ukuran data. berikut adalah grafik model multiplikatif:



dengan Persamaan yang digunakan adalah sebagai berikut:³⁴

- a. Penghalusan untuk menghitung penghalusan eksponensial Holt-Winters

³⁴ Fahmi Ariftha Chairul Nisa, "Perbandingan Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters menggunakan Model Aditif dan Multiplikatif pada Peramalan Data Deret Waktu Musiman", (Universitas Lampung: Fakultas MIPA, 2017), hal 17-21.

$$S_t = \alpha \frac{Z_t}{I_{t-L}} + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1}) \quad (2.53)$$

b. Persamaan untuk menghitung penghalusan *trend*

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1} \quad (2.54)$$

c. Persamaan untuk menghitung penghalusan musiman

$$I_t = \gamma \frac{Z_t}{S_t} + (1 - \gamma)I_{t-L} \quad (2.55)$$

d. Persamaan untuk menghitung nilai peramalan penghalusan eksponensial Holt-Winters pada model multiplikatif

$$F_t = (S_t + mb_t)I_{t-L+m} \quad (2.56)$$

dimana,

S_t = penghalusan eksponensial pada tahun ke-t

S_{t-1} = penghalusan eksponensial pada tahun ke-t-1

b_t = penghalusan unsur *trend* pada tahun ke-t

b_{t-1} = penghalusan unsure *trend* pada tahun ke- t-1

Z_t = data pada periode waktu-t

F_t = nilai yang ingin diramalkan

α = parameter penghalusan unsur data

β = parameter penghalusan unsur *trend*

γ = parameter penghalusan unsur musiman

I_t = penghalusan unsur musiman

m = periode waktu yang diramalkan

L = panjang musiman ($L=3, L=4, L=6$, atau $L=12$)

O. Proses Inisialisasi

Proses inisialisasi atau penentuan nilai awal pada peramalan metode pemulusan eksponensial Holt-Winters diperlukan untuk menaksir faktor kecenderungan dari satu periode ke periode selanjutnya paling sedikit satu kelompok data musiman lengkap yakni L periode untuk menentukan estimasi awal dari indeks musiman I_{t-L} dan perlu juga untuk menaksir faktor kecenderungan dari satu periode ke periode selanjutnya. untuk model aditif, nilai awal untuk pemulusan total yaitu menghitung rata-rata data ditahun pertama, yakni:³⁵

$$S_0 = \frac{1}{L} (Z_1 + Z_2 + Z_3 + \dots + Z_L) \quad (2.57)$$

nilai awal untuk pemulusan unsur *trend*, yaitu:

$$b_0 = \frac{1}{L} \left(\frac{Z_{L+1} - Z_1}{L} + \frac{Z_{L+2} - Z_2}{L} + \dots + \frac{Z_{L+L} - Z_L}{L} \right) \quad (2.58)$$

nilai awal untuk pemulusan musiman, yaitu:

$$I_k = Z_k - S_0 \quad (2.59)$$

untuk model multipikatif, nilai awal yang digunaka sama dengan model aditif kecuali pada penghalusan musiman, yang menggunakan model:

$$I_k = \frac{Z_k}{S_0} \quad (2.60)$$

³⁵ Debi Anggita Sasti, "Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winters untuk Peramalan Data Deret Waktu Musiman"(Universitas Lampung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam, 2017), hal.32-34.



BAB III

METODOLOGI PENELITIAN

A. Jenis Penelitian

Jenis penelitian yang digunakan dalam penelitian ini adalah penelitian terapan.

B. Jenis dan Sumber Data

Adapun jenis data yang digunakan pada penelitian ini adalah data sekunder yang bersumber dari Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) kota Makassar dengan periode data dari bulan Januari 2009 hingga bulan Desember 2018.

C. Waktu dan Tempat Penelitian

Penelitian ini dilakukan di Badan Meteorologi Klimatologi dan Geofisika (BMKG) kota Makassar dari bulan Januari 2019 hingga bulan Februari 2019.

D. Variabel dan Definisi Operasional Variabel

Variabel respon yang digunakan pada penelitian ini adalah variabel tingkat curah hujan (Z) di kota Makassar, curah hujan yang dimaksud pada penelitian ini adalah volume air hujan yang terkumpul dalam tempat yang datar, tidak menguap, tidak meresap, dan tidak mengalir diukur selama periode waktu bulanan yang dinyatakan dalam satuan millimeter (mm).

E. Prosedur Analisis Data

45

1. Langkah-langkah dalam peramalan curah hujan dengan metode SARIMA.
 - a. Mengidentifikasi model, identifikasi model dapat dilihat dari plot time series, plot ACF dan plot PACF untuk menentukan apakah data telah memenuhi asumsi kestasioneran data.
 - b. Melakukan penaksiran parameter model sementara, taksiran model dapat diperoleh dari model dugaan sementara.
 - c. Melakukan pemeriksaan diagnostik, tahapan ini digunakan untuk memeriksa apakah model estimasi telah memenuhi uji *white noise* dan uji normalitas residual.
 - d. Pemilihan model terbaik, model yang telah memenuhi syarat pemeriksaan diagnostik di pilih berdasarkan nilai AIC sebagai model terbaik untuk digunakan pada tahap peramalan.

e. Peramalan (*forecasting*)

2. Langkah-Langkah Peramalan Curah Hujan dengan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*.

a. Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* model Aditif

- 1) Menentukan nilai awal peramalan
- 2) Menentukan nilai parameter α, β, γ
- 3) Menentukan nilai pemulusan eksponensial
- 4) Peramalan (*forecasting*)

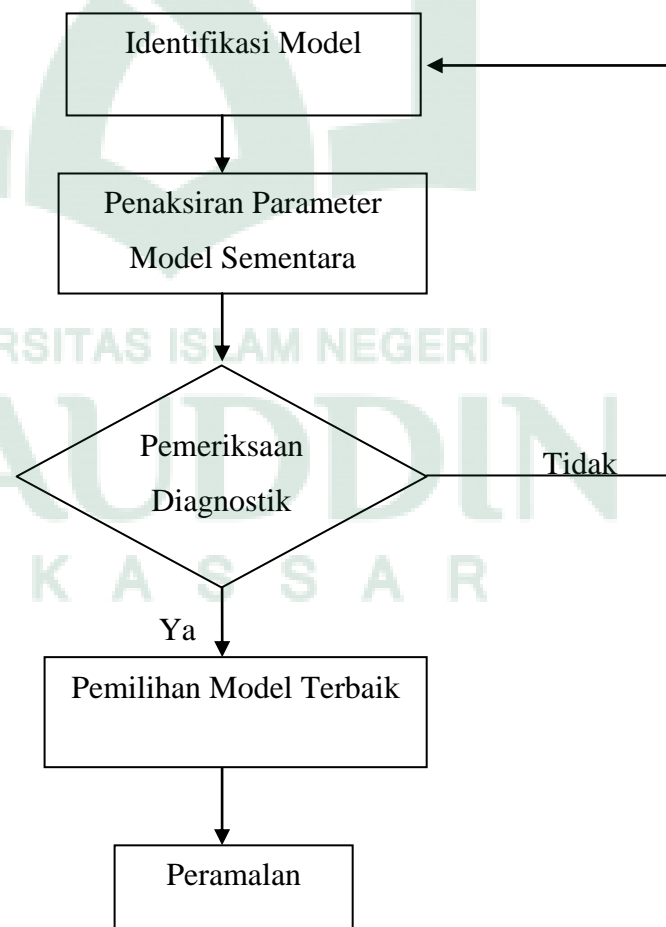
b. Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* model Multiplikatif

- 1) Menentukan nilai awal peramalan
- 2) Menentukan nilai parameter α, β, γ
- 3) Menentukan nilai pemulusan eksponensial
- 4) Peramalan (*forecasting*)

c. Membandingkan tingkat keakuratan ramalan yang dihasilkan oleh model aditif dan model multiplikatif berdasarkan nilai MAE, MAD atau MAPE terkecil dari masing-masing model.

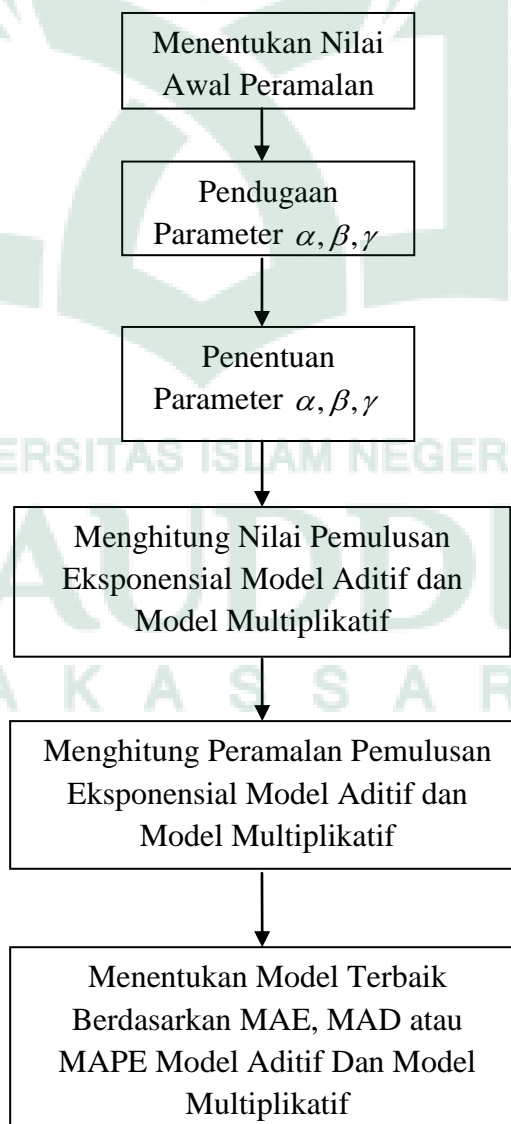
3. Membandingkan tingkat keakuratan ramalan atau *forecast* yang dihasilkan oleh metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters* dalam meramalkan curah hujan dikota Makassar ditinjau dari nilai MAE, MAD atau MAPE terkecil dari masing-masing metode.

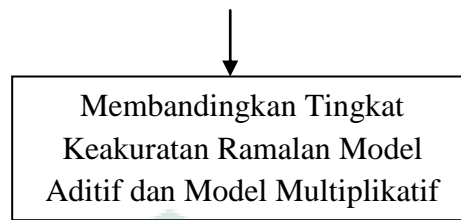
- a. Peramalan Curah Hujan Di Kota Makassar Dengan Menggunakan Metode SARIMA



Gambar 3.1 Diagram Alur Peramalan Metode SARIMA

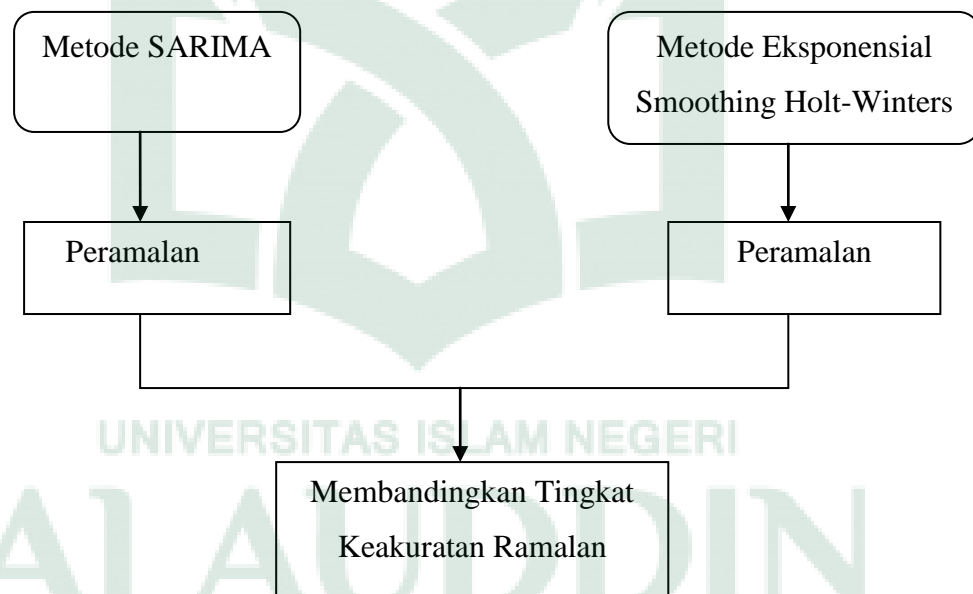
- b. Peramalan Curah Hujan Dengan Menggunakan Metode Ekspensial Smoothing Holt-Winters





Gambar 3.2 Diagram Alur Peramalan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*

- c. Membandingkan Tingkat Keakuratan Ramalan Yang Dihasilkan Oleh Metode SARIMA Dan Eksponensial Smoothing Holt-Winters



Gambar 3.1 Diagram Alur Perbandingan Peramalan Metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*

BAB IV

HASIL DAN PEMBAHASAN

A. Hasil Penelitian

1. Deskripsi Data

Data yang akan dianalisis pada penelitian ini adalah data curah hujan bulanan berasal dari stasiun Meteorologi Maritim Paotere, kota Makassar dengan periode data Tahun 2009 hingga Tahun 2018 seperti pada Tabel 4.1 berikut:

Tabel 4.1 Data curah hujan bulanan Stasiun Meteorologi Maritim Paotere, kota Makassar.

Bulan	Tahun									
	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
JAN	955	873	562	520	982	836	962	385	735	773
FEB	740	429	529	372	418	313	355	727	405	719
MAR	197	279	595	639	336	311	306	224	448	616
APR	72	230	386	78	270	282	204	121	225	164
MEI	50	144	162	208	137	105	9	44	75	33
JUN	36	124	8	36	275	134	55	47	196	103
JUL	41	100	1	69	94	30	-	14	23	47
AGS	-	57	-	0	1	6	-	0	52	1
SEP	0	231	0	0	2	-	-	79	68	1
OKT	16	223	40	11	24	-	-	425	91	12
NOV	119	238	183	71	203	117	148	150	459	156
DES	474	760	858	448	675	673	619	547	955	858
<i>Mean</i>	245,4	307,3	302,2	204,3	284,7	280,7	332,2	230,2	311	290,2

Sumber: Balai Besar Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika Wilayah IV Makassar.

Pada Tabel 4.1 di atas, curah hujan disajikan dalam satuan millimeter (mm) dimana curah hujan 0 mm menandakan hujan tidak terukur dan (-) menandakan tidak terjadi hujan. Curah hujan tertinggi terjadi pada Tahun 2015 dengan rata-rata sebesar 332,2 mm, dan curah hujan terendah terjadi pada Tahun 2012 dengan rata-rata sebesar 204,3 mm. Pada tahun dimana tidak terjadinya hujan, menyebabkan terjadinya data hilang (*missing data*) sehingga ⁵¹ tersebut tidak dapat langsung di analisis, oleh karena itu untuk mengatasinya dapat diganti dengan nilai ukuran pemusatan berupa nilai rata-rata (*mean*). Nilai rata-rata yang digunakan sebagai nilai pengganti data yang hilang di hitung berdasarkan nilai rata-rata jumlah curah hujan yang terjadi pada periode tersebut. Maka data dapat disajikan dalam Tabel 4.2 sebagai berikut:

Tabel 4.2 Data curah hujan bulanan Stasiun Meteorologi Maritim Paotere, kota Makassar tanpa data *missing*

Bulan	Tahun									
	2009	2010	2011	2012	2013	2014	2015	2016	2017	2018
JAN	955	873	562	520	982	836	962	385	735	773
FEB	740	429	529	372	418	313	355	727	405	719
MAR	197	279	595	639	336	311	306	224	448	616
APR	72	230	386	78	270	282	204	121	225	164
MEI	50	144	162	208	137	105	9	44	75	33
JUN	36	124	8	36	275	134	55	47	196	103
JUL	41	100	1	69	94	30	332	14	23	47
AGS	245	57	302	0	1	6	332	0	52	1
SEP	0	231	0	0	2	281	332	79	68	1
OKT	16	223	40	11	24	281	332	425	91	12
NOV	119	238	183	71	203	117	148	150	459	156
DES	474	760	858	448	675	673	619	547	955	858
<i>Mean</i>	245,4	307,3	302,2	204,3	284,7	280,7	332,2	230,2	311	290,2

Dari Tabel 4.2 di atas, sudah tidak terdapat data yang hilang (*missing data*), sehingga data dapat langsung dianalisis dengan menggunakan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters*. Adapun Gambaran tentang deskripsi data tertera pada Tabel 4.3 berikut:

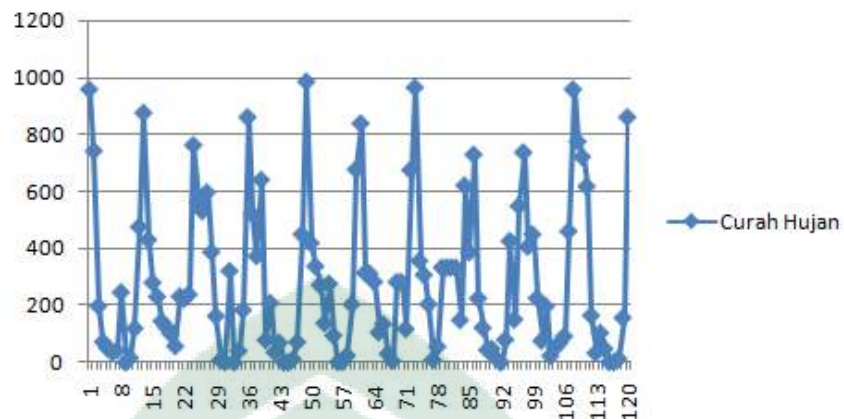
Tabel 4.3 Deskripsi Data Curah Hujan

Deskripsi	Nilai
Minimum	0,00
Kuartil 1	54,25
Median	203,50
Mean	278,71
Kuartil 3	419,75
Maximum	982,00
Standar Deviasi	270,086

Pada Tabel 4.3 di atas, tertera beberapa statistik deskripsi data, dari Tabel ini dapat dilihat bahwa variansi data dari nilai minimum sebesar 0 dan nilai maximum sebesar 982 memiliki rentang data yang besar dengan nilai rata-rata sebesar 278,71. hal ini mengidentifikasi data tidak stasioner dalam variansi dan *mean*, hal ini dapat pula diidentifikasi dari nilai standar deviasi data yang cukup besar dengan nilai sebesar 270,086, sehingga identifikasi selanjutnya dilakukan dengan menstasionerkan data tersebut dalam *mean* dan variansi. Analisis Data dengan Menggunakan Metode SARIMA adalah sebagai berikut:

a. Identifikasi Model

Tahapan pertama yang dilakukan sebelum mengidentifikasi model data curah hujan yaitu melihat kestasioneran pada data, hal ini dapat dilihat dari plot data yang tersaji pada Gambar 4.1 sebagai berikut:



Gambar 4.1 Plot Data Curah Hujan di Kota Makassar

Pada Gambar 4.1 terlihat pola data curah hujan mengalami penurunan dan kenaikan berulang pada bulan-bulan tertentu, dimana pola data tersebut mengalami musiman dari bulan Januari hingga Februari Tahun 2009 kemudian pada Tahun 2010 musiman terjadi di bulan Januari dan Tahun 2011 fluktuasi curah hujan tertinggi terjadi pada bulan Desember. Fluktuasi musiman ini terus berulang hingga tahun 2018. Sehingga diidentifikasi mengandung unsur musiman. Selanjutnya untuk melihat apakah pada data mengandung unsur *trend* atau tidak, dapat diidentifikasi dengan menggunakan uji ADF (*Augmented Dickey Fuller*) dan berdasarkan pada plot data ACF dan PACF. Untuk uji ADF diperoleh nilai yang tertera pada Tabel 4.4 sebagai berikut:

Tabel 4.4 Nilai ADF

Statistik uji	Nilai
Dickey-Fuller	-6,9774
p-value	0,01

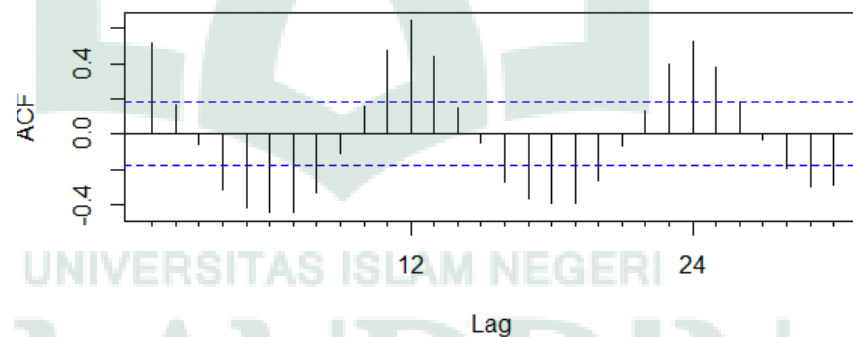
Dari Tabel 4.4 diperoleh nilai statistik uji *Augmented Dickey-Fuller* dengan hipotesis:

H_0 = mengandung kecenderungan/ tidak stasioner

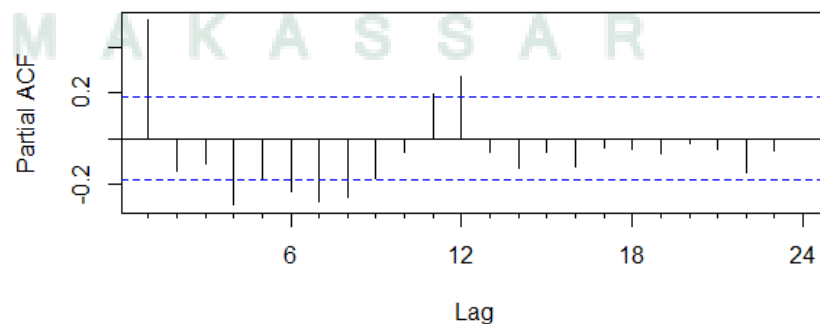
H_1 = tidak mengandung kecenderungan/ stasioner

dimana kriteria keputusan tolak H_0 jika nilai *Augmented Dickey-Fuller* lebih kecil dari nilai kritis atau nilai *p-value* lebih kecil dari tingkat signifikansi ($\alpha = 0,05$). Diperoleh nilai sebesar -6,9774 dan nilai *p-value* sebesar $0,01 < 0,05$ Sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data tidak mengandung *trend* atau kecenderungan.

Selanjutnya dilakukan identifikasi berdasarkan plot data ACF dan PACF, diperoleh plot data sebagai berikut:



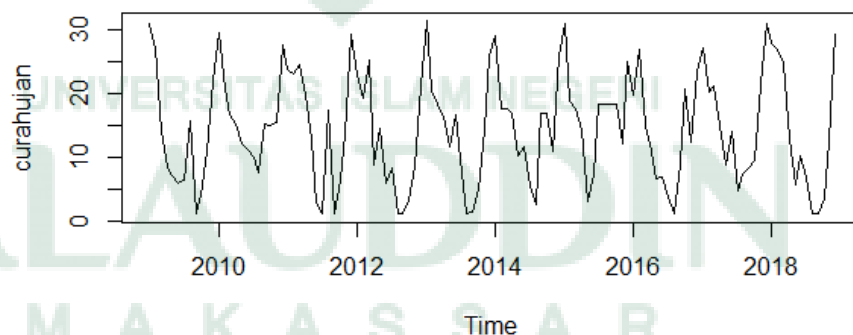
Gambar 4.2 Plot ACF Data Curah Hujan



Gambar 4.3 Plot PACF Data Curah Hujan

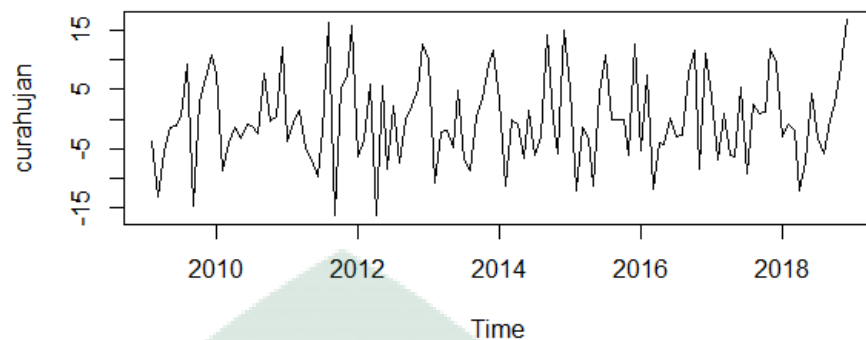
Identifikasi berdasarkan Gambar 4.2 menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam rata-rata musiman 6, dari plot tersebut dapat dilihat bahwa lag 6, lag 12 tidak mengalami *dies down* atau lag turun secara lambat, sehingga untuk mengatasinya dapat dilakukan proses *differencing*. Sedangkan untuk Gambar 4.3 juga menunjukkan bahwa data belum stasioner dalam variansi, hal ini terlihat dari plot data yang tidak turun secara eksponensial atau data turun secara lambat mendekati nol pada lag musimannya. Oleh karena itu perlu dilakukan proses transformasi pada data.

Untuk menstasionerkan dalam variansi dilakukan tahap transformasi dengan memilih nilai lamda berdasarkan Tabel 2.1, dengan lamda yang digunakan adalah lamda 0,5. Sehingga diperoleh plot data sebagai berikut:



Gambar 4.4 Plot Data Curah Hujan Hasil Transformasi

Sedangkan untuk menstasionerkan data curah hujan dalam rata-rata maka dilakukan suatu proses pembedaan (*differencing*) musiman dan non musiman. Adapun plot data setelah *differencing* non musiman sebagai berikut:



Gambar 4.5 Plot Data Curah Hujan Setelah *Differencing* Non Musiman

Dari Gambar 4.4 dan 4.5 di atas, dapat dilihat bahwa data telah stasioner, untuk memastikan syarat kestasioneran data telah terpenuhi, dapat dilakukan uji ADF (*Augmented Dickey-Fuller*) sebagai berikut:

Tabel 4.5 Nilai ADF

Statistik uji	Nilai
Dickey-Fuller	-6,3398
p-value	0,01

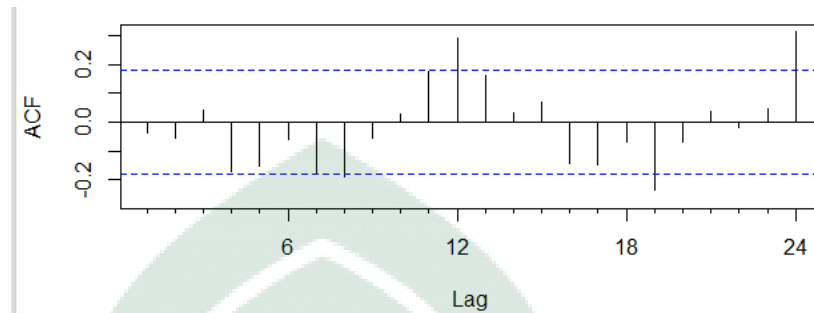
Pada Tabel 4.5 diperoleh nilai ADF dengan hipotesis:

H_0 = mengandung kecenderungan/ tidak stasioner

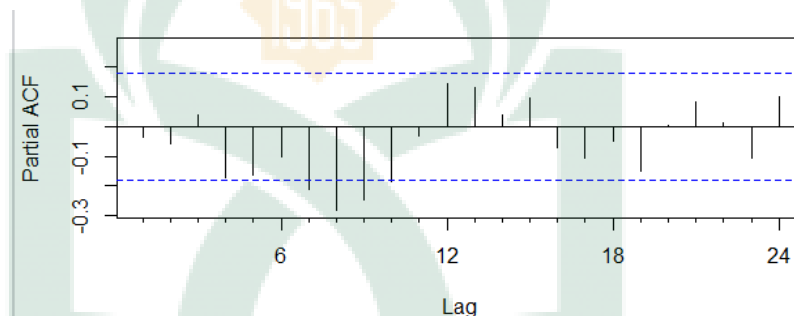
H_1 = tidak mengandung kecenderungan/ stasioner

dimana kriteria keputusan tolak H_0 jika nilai *Augmented Dickey-Fuller* lebih kecil dari nilai kritis atau nilai *p-value* lebih kecil dari tingkat signifikansi ($\alpha = 0,05$). diperoleh nilai ADF sebesar -6,3398 dan nilai *p-value* sebesar $0,01 < 0,05$ sehingga dapat ditarik kesimpulan bahwa data telah stasioner. Untuk memeriksa apakah asumsi kestasioneran benar telah terpenuhi, maka dilakukan kembali

plot untuk ACF dan PACF data, plot data ACF dan PACF tertera pada Gambar 4.6 dan 4.7 sebagai berikut:

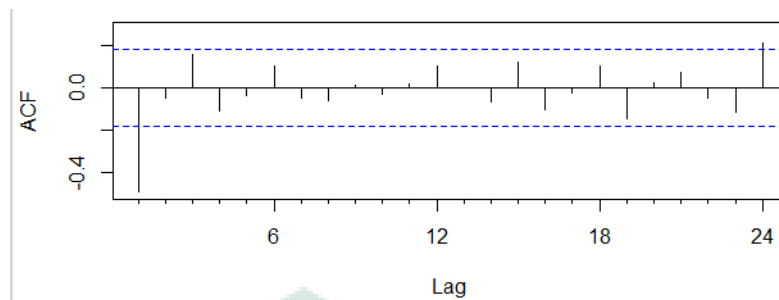


Gambar 4.6 Plot ACF

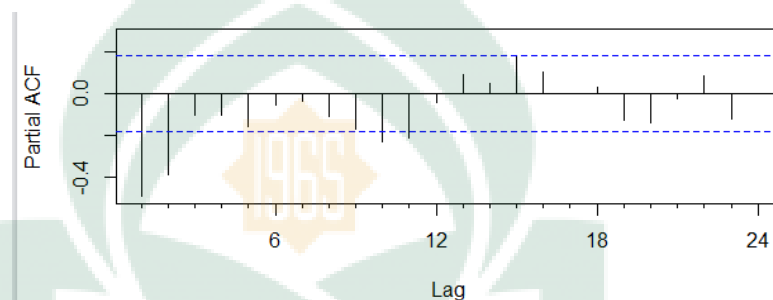


Gambar 4.7 Plot PACF

Pada Gambar 4.6 di atas, tidak terdapat lag yang signifikan melewati garis LCL dan UCL untuk digunakan dalam menduga model MA, begitupun pada Gambar 4.7 dimana tidak terdapat lag yang signifikan melewati batas LCL dan UCL pada lag-lag awal. Berdasarkan kedua Gambar tersebut, maka harus dilakukan proses *differencing* non musiman kedua pada data. Adapun hasil differencing kedua dalam bentuk plot ACF dan plot PACF adalah sebagai berikut:

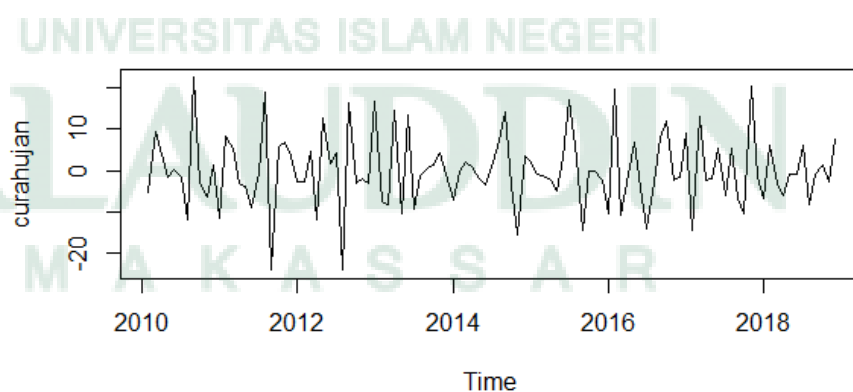


Gambar 4.8 Plot ACF



Gambar 4.9 Plot PACF

Pada Gambar 4.8 dan 4.9 di atas, plot ACF dan PACF telah stasioner dimana telah terdapat lag yang signifikan melewati batas UCL dan LCL sehingga pendugaan orde model ARIMA telah dapat dilakukan. Selanjutnya dilakukan pula tahap *differencing* untuk data musimannya, menghasilkan plot data sebagai berikut:

Gambar 4.10 Plot Data Curah Hujan Setelah *Differencing* Musiman

Dari Gambar 4.10 di atas, dapat dilihat secara visual bahwa data telah memenuhi syarat kestasioneran data, adapun berdasarkan uji ADF dapat dilihat sebagai berikut:

Tabel 4.6 Nilai ADF

Statistik uji	Nilai
Dickey-Fuller	-7,7595
p-value	0,01

Dari Tabel 4.6 diperoleh nilai ADF dengan hipotesis:

H_0 = mengandung kecenderungan/ tidak stasioner

H_1 = tidak mengandung kecenderungan/ stasioner

dimana kriteria keputusan tolak H_0 jika nilai *Augmented Dickey-Fuller* lebih kecil dari nilai kritis atau nilai *p-value* lebih kecil dari tingkat signifikansi ($\alpha = 0,05$), dapat ditarik kesimpulan bahwa data telah stasioner karena nilai ADF yang diperoleh sebesar -7,7595 atau nilai *p-value* = 0,01 < 0,05.

Selanjutnya, dapat dilakukan identifikasi model yang terbentuk dari data curah hujan dengan melihat nilai *Autocorrelation Function* (ACF) dan nilai *Partial Autocorrelation Function* (PACF). Adapun nilai koefisien untuk setiap lag pada ACF dapat ditentukan dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.7) diperoleh nilai sebagai berikut:

untuk nilai rata-rata data keseluruhan dapat dihitung sebagai

berikut:
$$\bar{z} = \frac{1}{n} \sum_{t=1}^n z_t$$

$$= \frac{1}{120} (955 + 740 + 197 + \dots + 858)$$

$$= 278,71$$

untuk nilai ACF, dengan k=1 dapat dihitung sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_1 = \frac{\sum_{t=1}^{120-1} (z_t - \bar{z})(z_{t+1} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^{120} (z_t - \bar{z})^2}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{119} (955 - 278,71)(740 - 278,71)}{\sum_{t=1}^{120} (955 - 278,71)^2}$$

$$= -0,505$$

untuk k=2 diperoleh hasil sebagai berikut:

$$\hat{\rho}_2 = \frac{\sum_{t=1}^{120-2} (z_t - \bar{z})(z_{t+2} - \bar{z})}{\sum_{t=1}^{120} (z_t - \bar{z})^2}$$

$$= \frac{\sum_{t=1}^{118} (955 - 278,71)(197 - 278,71)}{\sum_{t=1}^{120} (955 - 278,71)^2}$$

$$= 0,038$$

Perhitungan dilanjutkan hingga k=30 sehingga diperoleh hasil

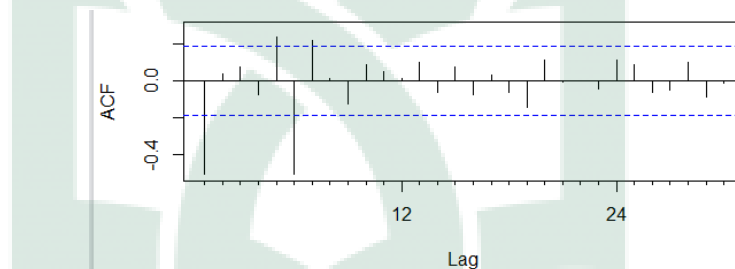
untuk semua lag pada tabel 4.7 sebagai berikut:

Tabel 4.7 nilai ACF

Lag	ACF	Lag	ACF
0	1	16	-0,077
1	-0,505	17	0,029
2	0,038	18	-0,062

3	0,074	19	-0,147
4	-0,078	20	0,114
5	0,237	21	-0,010
6	-0,508	22	-0,003
7	0,219	23	-0,045
8	0,010	24	0,112
9	-0,125	25	0,088
10	0,085	26	-0,063
11	0,048	27	-0,048
12	0,014	28	0,099
13	0,100	29	-0,087
14	-0,064	30	-0,014
15	0,075		

Dari Tabel 4.7 diperoleh nilai ACF dari lag 1 hingga lag ke-30 sehingga dapat di buat dalam bentuk plot sebagai berikut:



Gambar 4.11 Plot ACF Curah Hujan di Kota Makassar

Adapun untuk batas nilai *Upper Confidence limit* (UCL) dan *lower Confidence limit* (LCL) diperoleh dengan menggunakan rumus

$$\pm 1,96 \times \frac{1}{\sqrt{n}}$$

dimana $n=120$ maka diperoleh nilai untuk UCL sebesar

0,18 dan LCL sebesar -0,18. Nilai ini dapat digunakan untuk menentukan lag-lag yang signifikan dapat digunakan untuk menentukan orde pada model SARIMA.

Selanjutnya untuk menentukan nilai koefisien setiap lag pada PACF digunakan rumus pada Persamaan (2.16), diperoleh hasil perhitungan sebagai berikut:

$$\phi_{11} = \rho_1$$

$$= -0,505$$

$$\phi_{22} = \frac{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & \rho_2 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & \rho_1 \\ \rho_1 & 1 \end{vmatrix}}$$

$$= \frac{\begin{vmatrix} 1 & -0,505 \\ -0,505 & 0,038 \end{vmatrix}}{\begin{vmatrix} 1 & -0,505 \\ -0,505 & 1 \end{vmatrix}}$$

$$= -0,292$$

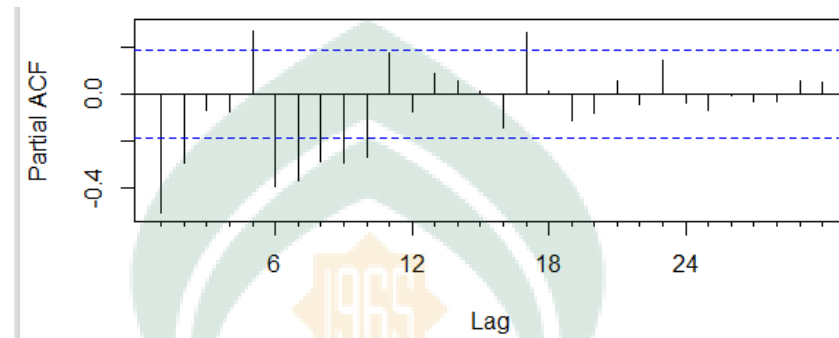
Perhitungan dilanjutkan hingga lag ke-30 sehingga diperoleh nilai PACF untuk setiap lag sebagai berikut:

Tabel 4.8 Nilai PACF

Lag	PACF	Lag	PACF
1	-0,505	16	-0,141
2	-0,292	17	0,261
3	-0,071	18	0,014
4	-0,074	19	-0,111
5	0,265	20	-0,080
6	-0,393	21	0,058
7	-0,367	22	-0,041
8	-0,286	23	0,142
9	-0,293	24	-0,037
10	-0,267	25	-0,067
11	0,174	26	-0,007
12	-0,074	27	-0,032
13	0,085	28	-0,028
14	0,058	29	0,054

15	0,011	30	0,048
----	-------	----	-------

Dari Tabel 4.8 diperoleh koefisien nilai PACF dari lag ke-1 hingga lag ke-30 sehingga dapat dibuat plot PACF sebagai berikut:



Gambar 4.12 Plot PACF Curah Hujan di Kota Makassar

Dari Gambar 4.11, dapat dilihat bahwa terjadi *cut of after lag 1* atau lag 1 melewati batas *lower Confidence limit* sebesar -0,505, sehingga dapat diidentifikasi memiliki model MA(1). Dari Gambar 4.12, dapat diidentifikasi bahwa data juga mengalami *cut of after lag 2*, dimana pada setelah lag 2 mengalami penurunan secara eksponensial dengan nilai PACF sebesar -0,292. Sehingga dapat diidentifikasi memiliki model AR(2) untuk pola non musimannya. Sedangkan untuk lag musimannya dapat di lihat pada plot ACF dan PACF pada lag 6, dimana nilai lag 6 melewati nilai *confidence limit* maka diidentifikasi memiliki model MA(1). Sehingga dapat diduga model sementara hasil estimasi diperoleh model SARIMA(2,2,1)(0,1,1)⁶.

b. Penaksiran Parameter Model Sementara

Setelah di peroleh dugaan model sementara, dapat di duga beberapa model sementara. Pendugaan parameter pada model AR(p) dapat menggunakan rumus pada persamaan (2.28) sedangkan untuk menduga parameter model MA(p) dapat digunakan rumus pada persamaan (2.36) sehingga diperoleh taksiran parameter model sementara yang tertera pada Tabel 4.9 sebagai berikut:

Tabel 4.9 Taksiran Parameter Model Sementara

Model Persamaan	Orde						
	AR(1)	AR(2)	D	MA(q)	SAR(P)	D	SMA(Q)
$(2,2,0)(0,1,1)^6$	-1,2268	-0,6369	2	-	-	1	-0,9981
$(2,2,1)(0,1,1)^6$	-0,5852	-0,5418	2	-0,9993	-	1	-0,9980
$(2,2,0)(1,1,1)^6$	-1,2220	-0,6364	2	-	-0,4569	1	-0,9976
$(2,2,1)(1,1,0)^6$	-1,1009	-0,5905	2	-0,9997	-0,6990	1	-
$(1,2,1)(0,1,1)^6$	-0,6790	-	2	-0,9993	-	1	-0,998

Dari Tabel 4.9 di atas, diidentifikasi beberapa model yang dianggap sebagai model yang sesuai untuk data curah hujan di kota Makassar. Model-model ini selanjutnya akan dilakukan pemeriksaan diagnostik untuk memperoleh model yang memenuhi syarat sebagai model terbaik.

c. Pemeriksaan Diagnostik

Pada tahap pemeriksaan diagnostik terdiri atas uji *white noise* dan uji normalitas residual, adalah sebagai berikut:

1) Uji white noise

Tahap uji *white noise* untuk model dugaan sementara adalah sebagai berikut:

a) Model $(2,2,0)(0,1,1)^6$

Untuk menguji model $(2,2,0)(0,1,1)^6$ digunakan uji LJung-Box pada Persamaan 2.40 dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak memenuhi uji *white noise*

H_1 : residual telah memenuhi uji *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > 0,05$.

diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.10 Hasil Statistik uji LJung-Box Model 1

Model	Df	p-value
$(2,2,0)(0,1,1)^6$	1	0,01194

Dari Tabel 4.10 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,01194 < 0,05$ sehingga terima H_0 atau dapat disimpulkan bahwa model 1 tidak memenuhi syarat uji *white noise*.

b) Model $(2,2,1)(0,1,1)^6$

Untuk menguji model $(2,2,1)(0,1,1)^6$ digunakan uji LJung-Box pada Persamaan 2.40 dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak memenuhi uji *white noise*

H_1 : residual telah memenuhi uji *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > 0,05$.

diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.11 Hasil Statistik uji LJung-Box Model 2

Model	Df	p-value
$(2,2,1)(0,1,1)^6$	1	0,1292

Dari Tabel 4.11 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,1292 > 0,05$ sehingga tolak H_0 atau dapat disimpulkan bahwa model 2 memenuhi syarat uji white noise.

c) Model $(2,2,0)(1,1,1)^6$

Untuk menguji model $(2,2,0)(1,1,1)^6$ digunakan uji LJung-Box pada Persamaan 2.40 dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak memenuhi uji *white noise*

H_1 : residual telah memenuhi uji *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > 0,05$.

diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.12 Hasil Statistik uji LJung-Box Model 3

Model	Df	p-value
$(2,2,0)(1,1,1)^6$	1	0,001557

Dari Tabel 4.12 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,001557 < 0,05$ sehingga tolak H_1 atau dapat disimpulkan bahwa model 3 tidak memenuhi syarat uji *white noise*.

d) Model $(2,2,1)(1,1,0)^6$

Untuk menguji model $(2,2,1)(1,1,0)^6$ digunakan uji LJung-Box pada Persamaan 2.40 dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak memenuhi uji *white noise*

H_1 : residual telah memenuhi uji *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > 0,05$.

diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.13 Hasil Statistik uji LJung-Box Model 4

Model	Df	p-value
$(2,2,1)(1,1,0)^6$	1	0,01305

Dari Tabel 4.13 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,01305 < 0,05$ sehingga tolak H_1 atau dapat disimpulkan bahwa model 4 tidak memenuhi syarat uji *white noise*.

e) Model $(1,2,1)(0,1,1)^6$

Untuk menguji model $(1,2,1)(0,1,1)^6$ digunakan uji LJung-Box pada Persamaan 2.40 dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak memenuhi uji *white noise*

H_1 : residual telah memenuhi uji *white noise*

dengan kriteria keputusan tolak H_0 apabila $p\text{-value} > 0,05$.

diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.14 Hasil Statistik uji LJung-Box Model 5

Model	Df	p-value
$(1,2,1)(0,1,1)^6$	1	0,00088

Dari Tabel 4.14 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,00088 < 0,05$ sehingga tolak H_1 atau dapat disimpulkan bahwa model 4 tidak tidak memenuhi syarat uji *white noise*.

2) Uji Normalitas Residual

Statistik uji yang dapat digunakan untuk menguji normalitas pada residual data adalah uji Kolmogorov Smirnov

dengan menggunakan Persamaan (2.41) diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.15 Statistik uji Kolmogorov-smirnov

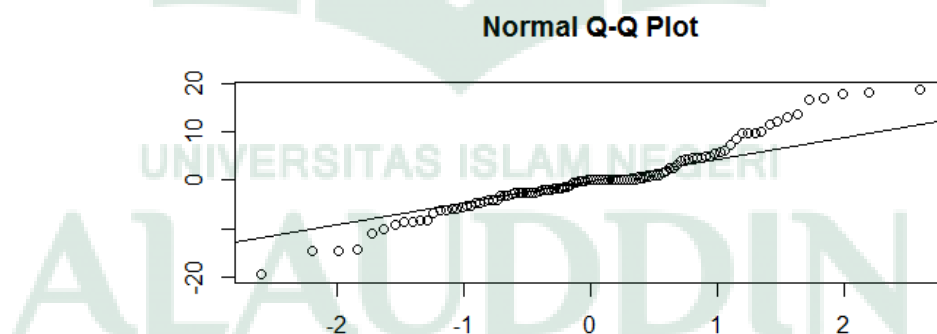
Statistik Uji	Nilai	p-value
Kolmogorov-smirnov	0,059612	0,4244

dengan hipotesis:

H_0 : residual tidak berdistribusi normal

H_1 : residual berdistribusi normal

dengan kriteria keputusan tolak H_0 jika $p\text{-value} > 0,05$. Dari hasil pada Tabel 4.15 diperoleh nilai $p\text{-value} = 0,4244 > 0,05$ sehingga tolak H_0 atau dapat disimpulkan pada residual pada data telah memenuhi asumsi normalitas. Adapun dalam bentuk grafik disajikan sebagai berikut:



Gambar 4.13 Grafik Distribusi Normal Residual

Dari Gambar 4.13 di atas, terlihat bahwa sebaran data telah mengikuti garis normal, sehingga data telah mengikuti syarat distribusi normal.

d. Kriteria Pemilihan Model terbaik

Pada tahapan ini, akan dipilih model yang dianggap paling baik dari model yang telah memenuhi asumsi *white noise* dan normalitas residual berdasarkan nilai AIC terkecil yang diperoleh suatu model. adapun rumus untuk menentukan nilai AIC terdapat pada Persamaan (2.42), diperoleh hasil sebagai berikut:

Tabel 4.16 Nilai AIC

Model	AIC
(2,2,1)(0,1,1) ⁶	917,68

dari Tabel 4.16 dapat diperoleh model yang memiliki nilai AIC terkecil yaitu model (2,2,1)(0,1,1)⁶ sebagai model terbaik.

e. Tahap Peramalan

Pada tahap ini model terbaik digunakan untuk tahapan peramalan curah hujan. Adapun model terbaik SARIMA yakni model (2,2,1)(0,1,1)⁶ dengan menggunakan koefisien nilai parameter pada Tabel 4.7 diperoleh estimasi pada Persamaan sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)^2(1 - B^6)Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^6)\alpha_t$$

atau

$$Z_t = -1,7556Z_{t-1} + 0,3170Z_{t-2} + 0,6341Z_{t-3} - 0,5418Z_{t-4} - Z_{t-6} + 1,1704Z_{t-7} + 0,3170Z_{t-8} \\ + 1,7556Z_{t-9} - 0,5418Z_{t-10} + 0,9973\alpha_{t-7} + 0,9980\alpha_{t-6} + 0,9993\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

Dari Persamaan diatas, jumlah curah hujan ditahun berikutnya dapat diprediksi. dengan hasil prediksi diperoleh sebagai berikut:

Tabel 4.17 Hasil prediksi curah hujan 12 periode selanjutnya data transformasi

Tahun	Prediksi
Jan 2019	25,2570
Feb 2019	22,0744
Mar 2019	21,1588
Apr 2019	13,9202
Mei 2019	8,1714
Jun 2019	11,1303
Jul 2019	8,3861
Aug 2019	6,8064
Sep 2019	8,9205
Okt 2019	12,4326
Nov 2019	12,4326
Dec 2019	29,8803

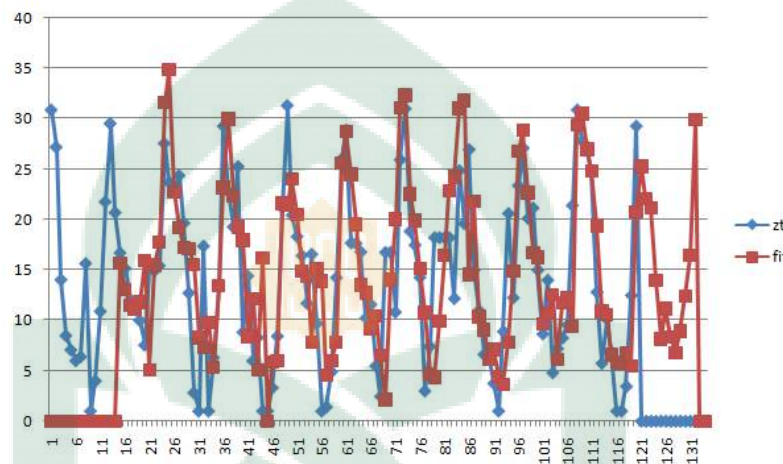
Berdasarkan Tabel 4.17 disajikan hasil prediksi curah hujan 12 periode selanjutnya dalam bentuk data transformasi, adapun nilai prediksi sebenarnya disajikan dalam Tabel 4.18 sebagai berikut:

Tabel 4.18 Hasil prediksi curah hujan 12 periode selanjutnya

Tahun	Prediksi
Jan 2019	637,916
Feb 2019	487,280
Mar 2019	447,695
Apr 2019	193,772
Mei 2019	66,772
Jun 2019	123,884
Jul 2019	70,327
Aug 2019	46,327
Sep 2019	79,575
Okt 2019	154,570
Nov 2019	154,570
Dec 2019	892,832

Dari Tabel 4.18 di atas, diketahui bahwa curah hujan mengalami kenaikan dan penurunan dalam periode satu tahun. curah hujan tertinggi

terjadi pada bulan Desember sebesar 892,83 mm dan terendah pada bulan Agustus sebesar 46,327 mm. Adapun plot data aktual dan hasil ramalan curah hujan menggunakan model SARIMA (2,2,1)(0,1,1)⁶ adalah sebagai berikut:

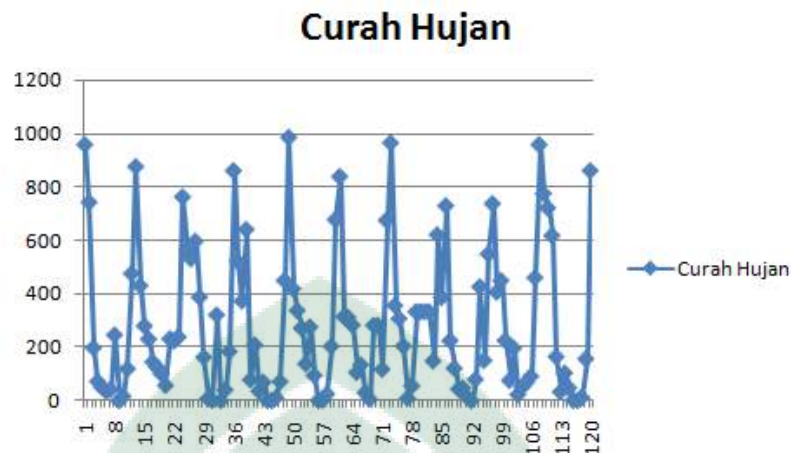


Gambar 4.14 Plot data aktual dan hasil prediksi curah hujan

Dari Gambar 4.14 terlihat bahwa nilai aktual dengan nilai ramalan saling berimpit, namun untuk mengetahui seberapa akurat nilai ramalan yang di peroleh maka di lakukan tahap *forecast error*.

Nilai *forecast error* dapat dilihat dari jumlah *mean square error* (MSE) dan *Mean Absolute Deviation* (MAD) yang dihasilkan. dari model SARIMA (2,2,1)(0,1,1)⁶ diperoleh nilai MSE sebesar 32,380 dan nilai MAD sebesar 0,722.

2. Analisis Data dengan Menggunakan Metode *Exponential Smoothing Holt-Winters*



Gambar 4.15 Plot Data Curah Hujan

Dari Gambar 4.15 di atas, dapat diidentifikasi memiliki pola musiman, dimana data yang tersaji dalam bulanan cenderung bergerak naik dan turun dalam satu tahun dan berulang pada tahun selanjutnya. Pada plot data curah hujan juga diidentifikasi mengalami pola data *trend* yang terbentuk di beberapa tahun yakni di Tahun 2012 hingga Tahun 2015 pada bulan dengan curah hujan rendah, dan tahun-tahun lainnya mengalami fluktuasi. Dengan demikian, indikasi pola data *trend* terbentuk pada data curah hujan di kota Makassar.

a) Pemulusan *Exponential Smoothing Holt-Winters* Model Aditif

1) Menentukan Nilai Awal Peramalan

Langkah awal yang dilakukan dalam pemulusan model ini adalah penentuan nilai awal, yang terdiri dari nilai awal untuk keseluruhan data, nilai awal untuk menaksir faktor kecenderungan pada data, dan nilai awal untuk pemulusan musiman. Adapun rumus yang digunakan berturut-turut pada Persamaan (2.57), (2.58), (2.59) di peroleh nilai sebagai berikut:

nilai awal untuk data keseluruhan:

$$S_0 = \frac{1}{L} (Z_1 + Z_2 + Z_3 + \dots + Z_L)$$

$$S_0 = \frac{1}{6} (955 + 740 + 197 + \dots + 858)$$

$$= 245,5$$

nilai awal untuk data *trend*:

$$b_0 = \frac{1}{L} \left(\frac{Z_{L+1} - Z_1}{L} + \frac{Z_{L+2} - Z_2}{L} + \dots + \frac{Z_{L+L} - Z_L}{L} \right)$$

$$b_0 = \frac{1}{6} \left(\frac{873 - 955}{6} + \frac{429 - 740}{6} + \frac{279 - 197}{6} + \dots + \frac{760 - 474}{6} \right)$$

$$= 5,160$$

nilai awal untuk data musiman:

$$I_k = Z_k - S_0$$

$$I_1 = 955 - 245,5 = 709,5$$

$$I_2 = 740 - 245,5 = 494,5$$

$$I_3 = 197 - 245,5 = -48,5$$

⋮

$$I_{12} = 474 - 245,5 = 228,5$$

2) Menentukan Nilai Parameter α, β , Dan γ

Setelah mendapat nilai awal untuk pemulusan, selanjutnya

menentukan nilai parameter yang akan meminimumkan kesalahan.

Pada metode eksponensial smoothing holt-winters akan di estimasi

tiga parameter, yakni α, β , dan γ . Metode yang digunakan untuk

menentukan ketiga parameter tersebut adalah metode *trial and*

error dengan rentang nilai dari 0 sampai 1. Adapun nilai parameter yang digunakan berdasarkan pada lampiran 28 adalah sebagai berikut:

Tabel 4.19 Nilai Parameter Pemulusan

Parameter	Nilai
α	0,06
β	0,04
γ	0,2

Dari Tabel 4.19 di atas, di peroleh nilai α, β , dan γ . Nilai α di gunakan untuk menaksir data secara keseluruhan, nilai β di gunakan untuk menaksir faktor *trend* pada data, dan nilai γ di gunakan untuk menaksir faktor musiman pada data.

3) Menghitung Nilai Pemulusan Eksponensial

Pada langkah ini, akan dihitung nilai pemulusan eksponensial holt-winters, pemulusan trend dan pemulusan musiman menggunakan nilai awal dan estimasi parameter yang telah di tentukan. Adapun rumus yang digunakan berturut-turut pada Persamaan (2.49), (2.50), dan Persamaan (2.51), di peroleh nilai sebagai berikut:

nilai pemulusan eksponensial Holt-Winters model Aditif:

$$S_t = \alpha(Z_t - I_{t-L}) + (1 - \alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

$$S_{13} = 0,06(Z_{13} - I_6) + (1 - 0,06)(S_{12} + b_6)$$

$$= 212,7247$$

nilai pemulusan *trend*:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1 - \beta)b_{t-1}$$

$$b_{13} = 0,04(S_{13} - S_{12}) + (1 - 0,04)b_{12}$$

$$= 5,37674825$$

nilai pemulusan musiman:

$$I_t = \gamma(Z_t - S_t) + (1 - \gamma)I_{t-L}$$

$$I_{13} = 0,2(Z_{13} - S_{13}) + (1 - 0,2)I_6$$

$$= 622,38194$$

Adapun nilai pemulusan keseluruhan data disajikan dalam

Tabel sebagai berikut:

Tabel 4.20 Nilai pemulusan curah hujan

Tahun	Level	Trend	Season
Jan 2010	212,7247	5,37674825	622,38194
Feb 2010	220,1877	5,46825221	183,75694
Mar 2010	226,9126	5,52337170	32,00694
Apr 2010	233,3700	5,56433626	-35,20139
Mei 2010	240,6196	5,63825372	-134,78472
Jun 2010	248,3447	5,72978676	-171,65972
Jul 2010	256,7425	5,84681061	-201,32639
Aug 2010	265,0747	5,95581943	19,04861
Sep 2010	256,0765	5,29991792	-215,40972
Okt 2010	273,2479	5,82061519	-210,40972
Nov 2010	288,9708	6,25494267	-117,90972
Dec 2010	299,1191	6,42571180	229,50694
⋮	⋮	⋮	⋮
Dec 2018	314,2396	-0,38859339	361,13774

Dari Tabel 4.20 di atas, diperoleh nilai pemulusan untuk data keseluruhan, data *trend* dan data musiman, sehingga nilai-nilai tersebut dapat di gunakan untuk menentukan nilai peramalan pada data.

4) Menghitung Peramalan Pemulusan

Nilai peramalan pemulusan diperoleh dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.52) sebagai berikut:

$$F_{t+m} = S_t + mb_t + I_{t-L+m}$$

Sehingga, Persamaan ini dapat digunakan untuk menghitung prediksi nilai curah hujan 12 periode selanjutnya yakni tahun 2019, di peroleh hasil prediksi sebagai berikut:

Tabel 4.21 Prediksi curah hujan tahun 2019

Tahun	Fit
Jan 2019	761,50845
Feb 2019	521,81651
Mar 2019	420,38826
Apr 2019	210,68982
Mei 2019	90,48363
Jun 2019	122,89019
Jul 2019	84,06054
Aug 2019	106,92614
Sep 2019	110,68504
Okt 2019	165,85273
Nov 2019	219,01194
Dec 2019	725,26608

Dari Tabel 4.21 di atas, di peroleh hasil prediksi curah hujan 12 periode selanjutnya. Terlihat bahwa curah hujan mengalami kenaikan dan penurunan dalam periode tersebut. Jumlah

curah hujan tertinggi di duga terjadi pada bulan Januari sebesar 761,50845 mm dan terendah pada bulan Juli sebesar 84,06054 mm.

b) Pemulusan *Eksponential Smoothing Holt-Winters* Model Multiplikatif

1) Menentukan Nilai Awal Peramalan

Penentuan nilai awal pada model Multiplikatif sama halnya dengan penentuan nilai awal model aditif, yang membeda adalah pada nilai awal untuk pemulusan musimannya. Adapun penentuan nilai awal data, unsur *trend*, dan unsur musiman adalah sebagai berikut:

nilai awal untuk data keseluruhan:

$$S_0 = \frac{1}{L} (Z_1 + Z_2 + Z_3 + \dots + Z_L)$$

$$S_0 = \frac{1}{6} (955 + 740 + 197 + \dots + 858)$$

$$= 245,5$$

nilai awal untuk data *trend*:

$$b_0 = \frac{1}{L} \left(\frac{Z_{L+1} - Z_1}{L} + \frac{Z_{L+2} - Z_2}{L} + \dots + \frac{Z_{L+L} - Z_L}{L} \right)$$

$$b_0 = \frac{1}{6} \left(\frac{873 - 955}{6} + \frac{429 - 740}{6} + \frac{279 - 197}{6} + \dots + \frac{760 - 474}{6} \right)$$

$$= 5,160$$

nilai awal untuk data musiman:

$$I_k = \frac{Z_k}{S_0}$$

$$I_1 = \frac{955}{245,5} = 3,890$$

$$I_2 = \frac{740}{245,5} = 3,041$$

$$I_3 = \frac{197}{245,5} = 0,802$$

⋮

$$I_{12} = \frac{474}{245,5} = 1,930$$

2) Menentukan Nilai Parameter α, β , Dan γ

Setelah mendapat nilai awal untuk pemulusan, selanjutnya menentukan nilai parameter yang akan meminimumkan kesalahan. Pada metode eksponensial smoothing holt-winters akan di estimasi tiga parameter, yakni α, β , dan γ . Metode yang digunakan untuk menentukan ketiga parameter tersebut adalah metode *trial and error* dengan rentang nilai dari 0 sampai 1. Adapun nilai parameter yang digunakan berdasarkan pada lampiran 32 adalah sebagai berikut:

Tabel 4.22 Nilai Parameter Pemulusan

Parameter	Nilai
α	0,63
β	0,15
γ	0,41

Dari Tabel 4.22 di atas, di peroleh nilai α, β , dan γ . Nilai α di gunakan untuk menaksir data secara keseluruhan, nilai β di gunakan untuk menaksir faktor *trend* pada data, dan nilai γ di gunakan untuk menaksir faktor musiman pada data.

3) Menghitung Nilai Pemulusan Eksponensial

Nilai pemulusan untuk pemulusan data keseluruhan, pemulusan trend dan pemulusan musiman untuk model multiplikatif dapat dihitung menggunakan rumus pada Persamaan (2.53), (2.54), (2.55) sebagai berikut:

nilai untuk pemulusan data keseluruhan model multiplikatif:

$$S_t = \alpha \frac{Z_t}{I_{t-L}} + (1-\alpha)(S_{t-1} + b_{t-1})$$

$$S_{13} = 0,63 \frac{Z_{13}}{1,930} + (1-0,63)(S_{12} + b_{12})$$

nilai untuk pemulusan data *trend*:

$$b_t = \beta(S_t - S_{t-1}) + (1-\beta)b_{t-1}$$

$$b_{13} = 0,15(S_{13} - S_{12}) + (1-0,15)b_{12}$$

nilai untuk pemulusan data musiman:

$$I_t = \gamma \frac{Z_t}{S_t} + (1-\gamma)I_{t-L}$$

$$I_{13} = 0,41 \frac{Z_{13}}{S_{13}} + (1-0,41)I_6$$

perhitungan dengan rumus diatas dapat dilakukan hingga periode data ke-120, sehingga diperoleh hasil untuk keseluruhan data curah

hujan adalah sebagai berikut:

Tabel 4.23 Nilai Pemulusan Model Multiplikatif

Tahun	Level	Trend	Season
Jan 2010	212,72475	5,376748	3,502258154
Feb 2010	237,67218	8,320476	1,758798480

Mar 2010	244,68896	8,124379	1,135721679
Apr 2010	248,32067	7,448614	0,871916962
Mei 2010	260,80371	8,205868	0,519274739
Jun 2010	274,22169	8,989849	0,421610643
Jul 2010	290,05531	10,019256	0,170115482
Aug 2010	480,77288	37,199019	1,090293353
Sep 2010	225,54273	-6,786757	0,004646609
Okt 2010	31298,83611	4668,128034	0,071058537
Nov 2010	15352,34482	1567,377059	0,505050425
Dec 2010	6590,98134	13,778044	1,949254938
⋮	⋮	⋮	⋮
Dec 2018	659,56411	41,543784	0,597356329

Dari Tabel 4.23 di atas, diperoleh nilai pemulusan untuk data keseluruhan, data *trend* dan data musiman, sehingga nilai-nilai tersebut dapat di gunakan untuk menentukan nilai peramalan pada data.

4) Menghitung Peramalan Pemulusan

Peramalan pemulusan untuk model multiplikatif dapat dilakukan dengan menggunakan rumus pada Persamaan (2.56) sebagai berikut:

$$F_t = (S_t + mb_t)I_{t-L+m}$$

Sehingga, Persamaan ini dapat digunakan untuk menghitung prediksi nilai curah hujan 12 periode selanjutnya ($m=12$) adalah sebagai berikut:

Tabel 4.24 Prediksi curah hujan tahun 2019

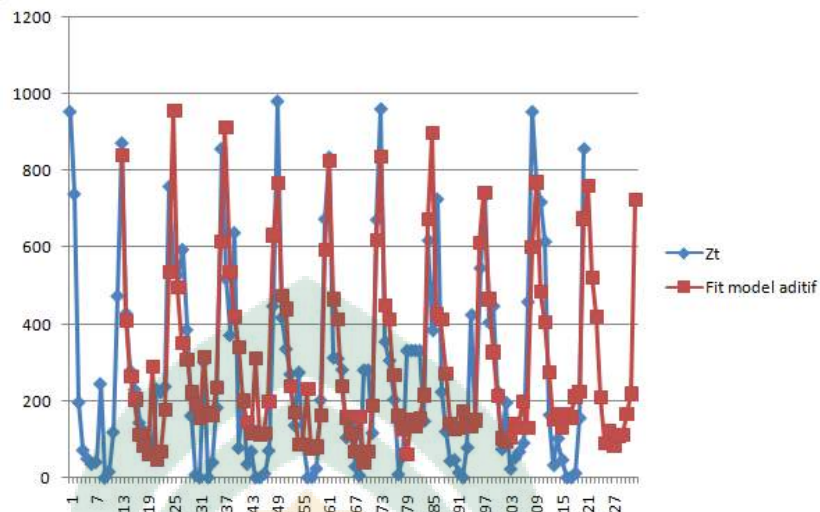
Tahun	Fit
Jan 2019	1228,93483

Feb 2019	1501,02870
Mar 2019	2413,22954
Apr 2019	-1791,98529
Mei 2019	-514,94022
Jun 2019	-1276,68544
Jul 2019	131,56168
Aug 2019	476,46856
Sep 2019	80,54318
Okt 2019	222,56856
Nov 2019	444,56041
Dec 2019	1632,78132

Dari Tabel 4.24 di atas, di peroleh hasil prediksi curah hujan 12 periode selanjutnya. Terlihat bahwa curah hujan mengalami kenaikan dan penurunan dalam periode tersebut. Jumlah curah hujan tertinggi di duga terjadi pada bulan Desember sebesar 1632,78132 mm dan terendah pada bulan Juni sebesar -1276,68544 mm atau dapat di artikan tidak terdapat hujan.

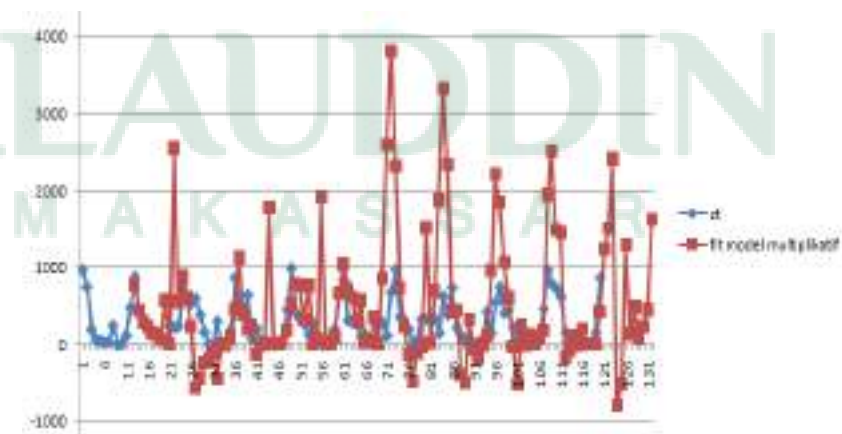
c) Membandingkan Hasil Ramalan Model Aditif dan Model Multiplikatif

Setelah memperoleh hasil ramalan dengan menggunakan model aditif dan model multiplikatif, maka hasil ramalan kedua model dibandingkan dengan nilai aktual data, adapun plot hasil perbandingannya untuk model aditif dapat dilihat pada Gambar 4.12 sebagai berikut:



Gambar 4.16 Plot perbandingan data curah hujan dengan hasil ramalan menggunakan model Aditif

Pada Gambar 4.16 di atas, dapat dilihat bahwa hasil plot data aktual dan data prediksi untuk model aditif memiliki pola perulangan yang hampir sama dengan *forecast error* yang diperoleh untuk nilai MSE sebesar 25565,6 dan nilai MAD sebesar 17,3. Adapun untuk plot data actual dan data ramalan untuk model multiplikatif dapat dilihat pada Gambar 4.13 sebagai berikut:



Gambar 4.17 Plot perbandingan data curah hujan dengan dengan hasil ramalan menggunakan model Multiplikatif

Berdasarkan Gambar 4.17 di atas, dapat dilihat perbedaan nilai aktual data dan nilai ramalan, dimana nilai ramalan yang diperoleh memiliki perbedaan nilai yang cukup jauh dari nilai aktual dengan *forecast error* untuk nilai MSE sebesar 3058234,5 dan nilai MAD sebesar 461,5. Adapun hasil perbandingan nilai MSE dan MAD dapat pula disajikan dalam Tabel 4.24 sebagai berikut:

Tabel 4.25 Perbandingan *Forecast Error* Model Aditif dan Model Multiplikatif

Model	MSE	MAD
Aditif	25565,6	17,3
Multiplikatif	3058234,5	461,5

Dari Tabel 4.25 hasil *forecast error* di atas, dapat disimpulkan bahwa model aditif menghasilkan *error* yang lebih kecil dibandingkan model multiplikatif, sehingga model aditif adalah model yang memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan data curah hujan di kota Makassar.

3. Perbandingan Keakuratan Ramalan dengan Metode SARIMA dan Eksponensial Smoothing Holt-Winters

Berdasarkan nilai *forecast error* Tabel 4.24 diperoleh model aditif sebagai model dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dari model multiplikatif. Selanjutnya model aditif dibandingkan kembali dengan

model SARIMA diperoleh nilai *forecast error* pada Tabel 4.25 sebagai berikut:

Tabel 4.26 Forecast Error Model Aditif dan Model SARIMA

Model	MSE	MAD
Aditif	25565,6	17,3
SARIMA	32,380	0,722

Pada Tabel 4.26 di atas, diperoleh bahwa model SARIMA memiliki nilai MSE dan MAD yang lebih kecil dari model aditif. Oleh karena itu, model SARIMA merupakan model dengan tingkat akurasi yang lebih tinggi dalam meramalkan curah hujan di kota Makassar dibandingkan metode eksponensial smoothing holt-winters model aditif. Sehingga model SARIMA adalah model yang akan digunakan dalam meramalkan curah hujan di kota Makassar untuk periode 2019.

B. Pembahasan

Pada data curah hujan kota Makassar yang dianalisis dengan menggunakan metode SARIMA dan Eksponensial Smoothing Holt-Winters, memperoleh model dan hasil prediksi yang berbeda. Pada metode SARIMA, digunakan model SARIMA $(2,2,1)(0,1,1)^6$ sebagai model yang dianggap sesuai dengan nilai *forecast error* sebesar 32,380. Adapun Persamaan dalam bentuk matematika sebagai berikut:

$$(1 - \phi_1 B - \phi_2 B^2)(1 - B)^2(1 - B^6)Z_t = (1 - \theta_1 B)(1 - \Theta_1 B^6)\alpha_t$$

atau

$$Z_t = -1,7556Z_{t-1} + 0,3170Z_{t-2} + 0,6341Z_{t-3} - 0,5418Z_{t-4} - Z_{t-6} + 1,1704Z_{t-7} + 0,3170Z_{t-8} \\ + 1,7556Z_{t-9} - 0,5418Z_{t-10} + 0,9973\alpha_{t-7} + 0,9980\alpha_{t-6} + 0,9993\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

Dari model di atas, diperoleh hasil prediksi curah hujan di kota Makassar untuk 12 periode selanjutnya pada Tabel 4.18. Dari hasil prediksi ini dapat diketahui bahwa jumlah curah hujan yang terjadi akan mengalami kenaikan dan penurunan. jumlah curah hujan diidentifikasi akan mengalami kenaikan dari bulan Oktober hingga bulan Maret dan akan mengalami penurunan dari bulan April hingga bulan September, dimana curah hujan tertinggi terjadi pada bulan Desember sebesar 892,83 mm dan terendah pada bulan Agustus sebesar 46,327 mm.

Adapun untuk nilai prediksi yang dihasilkan dengan metode eksponensial smoothing holt-winters yang memuat dua model, memperoleh hasil ramalan yang berbeda. untuk model aditif prediksi curah hujan tahun 2019 yang tertera pada Tabel 4.21, diperoleh curah hujan ekstrim terjadi di bulan Desember dan Januari dan curah hujan terendah pada bulan juli dengan rata-rata jumlah curah hujan yang terjadi dalam setahun sebesar 295 mm sedangkan untuk model multiplikatif diperoleh hasil prediksi yang terdapat pada Tabel 4.24, dimana jumlah curah hujan ekstrim yang terjadi pada bulan Desember dan Februari dan curah hujan terendah pada bulan April hingga Juni dengan rata-rata jumlah curah hujan yang terjadi sebesar 379 mm. dari kedua model tersebut, diperoleh hasil ramalan yang cukup jauh berbeda, dengan nilai *forecast error* untuk model aditif sebesar 25565,6 dan model multiplikatif sebesar 3058234,5.

Perbedaan nilai yang jauh berbeda ini dapat terjadi karena kecenderungan pada data teridentifikasi lemah, sehingga penggunaan model multiplikatif menghasilkan error yang besar.

Berdasarkan nilai error yang dihasilkan, dapat diperoleh hasil bahwa metode SARIMA dengan nilai MSE sebesar 32,380 dan nilai MAD sebesar 0,722 memiliki tingkat akurasi yang lebih tinggi dari metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* yang memiliki nilai MSE sebesar 25565,6 dan nilai MAD sebesar 17,3 untuk meramalkan data curah hujan di kota Makassar.



BAB V

PENUTUP

A. Kesimpulan

Adapun kesimpulan yang diperoleh pada penelitian ini adalah sebagai berikut:

1. Model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode SARIMA yaitu model SARIMA (2,2,1)(0,1,1)⁶ adalah:

$$Z_t = -1,7556Z_{t-1} + 0,3170Z_{t-2} + 0,6341Z_{t-3} - 0,5418Z_{t-4} - Z_{t-6} + 1,1704Z_{t-7} + 0,3170Z_{t-8} \\ + 1,7556Z_{t-9} - 0,5418Z_{t-10} + 0,9973\alpha_{t-7} + 0,9980\alpha_{t-6} + 0,9993\alpha_{t-1} + \alpha_t$$

2. Model peramalan curah hujan di kota Makassar dengan menggunakan metode Exponential Holt-Winters adalah:

- a) Model Aditif

$$S_t = 0,06(Z_t - I_{t-L}) + (1 - 0,06)(S_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t = 0,04(S_t - S_{t-1}) + (1 - 0,04)b_{t-1} \\ I_t = 0,2(Z_t - S_t) + (1 - 0,2)I_{t-L}$$

- b) Model Multiplikatif

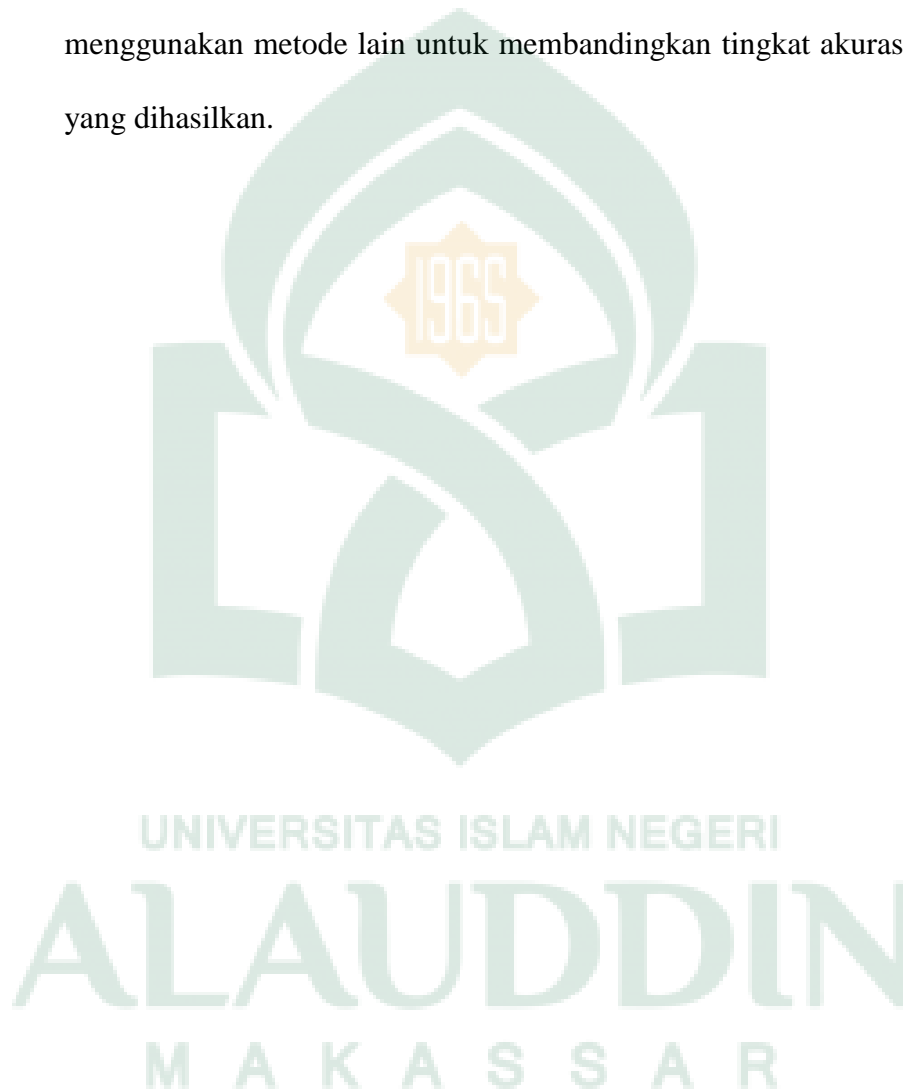
$$S_t = 0,63 \frac{Z_t}{I_{t-L}} + (1 - 0,63)(S_{t-1} + b_{t-1}) \\ b_t = 0,15(S_t - S_{t-1}) + (1 - 0,15)b_{t-1} \\ I_t = 0,41 \frac{Z_t}{S_t} + (1 - 0,41)I_{t-L}$$

3. Perbandingan tingkat keakuratan hasil ramalan metode SARIMA dan *Exponential Smoothing Holt-Winters* berdasarkan nilai MSE dan MAD untuk metode SARIMA diperoleh nilai MSE sebesar 32,380 dan nilai MAD sebesar 0,722 sedangkan untuk metode *Exponential Smoothing Holt-Winters* diperoleh nilai MSE sebesar 25565,6 dan nilai MAD sebesar 17,3. Sehingga metode SARIMA memiliki tingkat

akurasi yang lebih tinggi untuk meramalkan data curah hujan di kota Makassar.

B. Saran

Adapun saran pada penelitian ini agar peneliti selanjutnya dapat menggunakan metode lain untuk membandingkan tingkat akurasi ramalan yang dihasilkan.



DAFTAR PUSTAKA

Aswi, & Sukarna, 2006“ *Analisis Deret Waktu*”, (Makassar: Andika Publisher)

- Cahyadi, Andi, “*Prakiraan BMKG stasiun Paotere wilayah empat Makassar*” (Makassar, SmartFM)
- Chairul, Nisa Fahmi Arifta, 2017 “*Perbandingan Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winters menggunakan Model Aditif dan Multiplikatif pada Peramalan Data Deret Waktu Musiman*”, (Universitas Lampung: Fakultas MIPA)
- Departemen Agama RI 2013, “*Al-Qur'an Al-Karim Tajwid dan Terjemahnya*” (Surabaya: UD.Halim Publishing dan Distributing)
- Dinas Komuniaksi dan Informasi Kota Makassar, “*Geografis Kota Makassar*” (Makassarkota.go.id/110-geografiskotamakassar.html).
- Ermawati, Fauzia Lamusa, Khalilah Nurfadhilah, “*Peramalan Jumlah Penumpang pada PT.Angkasa Pura I (PERSERO) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Sultan HasanuddinMakassar dengan menggunakan Metode Holt-Winters Exponential Smoothing*” (Jurnal MSA Vol 6 No.2 Ed Juli-Desember 2018)
- Ilmiyah, Masbachatul, 2018“*Aplikasi Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average dan Winters Exponential Smoothing untuk Meramalkan Omzet Koperasi Al-Kautsar*” (Universitas Islam Negeri Sunan Ampel Surabaya: Jurusan Sains)
- Iwa Sungkawa, & Ries Tri Megasari, 2011 “*Penerapan Ukuran Ketepatan Nilai Ramalan Data Deret Waktu dalam Seleksi Model Peramalan Volume Penjualan PT Satriamandiri CitraMulia*”,(ComTech Vol.2 N0.2 Desember 2011:636-645)
- Lubis, D.A, dkk, “*Peramalan Indeks Harga Konsumen dengan Metode Singular Spectral Analysis (SSA) dan Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA)*”,(MANTIK, 03, 02, 76-82)
- Munawaroh, Astin Nurhayati, 2010 “*Peramalan Jumlah Penumpang pada PT. Angkasa Pura I (Persero) Kantor Cabang Bandar Udara Internasional Adisutjipto Yogyakarta dengan Metode Winters Exponential Smoothing dan Seasonal ARIMA*”,(Universitas Negeri Yogyakarta: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam)
- Novinda Lestari, & Nuri Wahyuningsih, “*Peramalan Kunjungan Wisata dengan Pendekatan Model SARIMA*” (Jurnal Sains dan Seni ITS Vol. 1, No.1)
- Shihab, M. Quraish, 2002 “*Tafsir Al Misbah: pesan, kesan dan keserasian Al-Qur'an*” (Jakarta: lentera hati)

Rahmadayanti, Riza, dkk, 2015 "*Perbandingan keakuratan metode Autoregressive Integrated Moving Average (ARIMA) dan Exponential Smoothing pada Peramalan Penjualan Semen di PT. Sinar Abadi*", (Jurnal Rekursif, Vol. 3 NO.1 Maret 2015, ISSN 2303-0755)

Risma, 2016 "*Analisis Peramalan Jumlah Penumpang Keberangkatan Internasional di Bandara Soekarno-Hatta Tahun 2016 Menggunakan Metode SARIMA dan Holt-Winter*", (Universitas negeri Semarang: Jurusan Matematika)

Untung Sus Andriyanti, & Abdul Basith, 1999 "*Metode dan Aplikasi Peramalan*", (Jakarta:Erlangga)

Sasti, Debi Anggita, 2017 "*Metode Pemulusan Eksponensial Holt-Winters untuk Peramalan Data Deret Waktu Musiman*" (Universitas Lampung: Fakultas Matematika dan Ilmu Pengetahuan Alam)

Sitorus, Verawaty Bettyani, dkk, 2017 "*Peramalan dengan Metode Seasonal Autoregressive Integrated Moving Average (SARIMA) di bidang Ekonomi*", (Jurnal Eksponensial Volume 8, Nomor 1, Mei 2017)

Suwandi, Adi, dkk, "*Peramalan Data Time Series dengan Metode Penghalusan Eksponensial Holt-Winter*" (Universitas hasanuddin Makassar: Jurusan Matematika FMIPA)

UN-HABITAT, "*Kajian kerentanan Perubahan iklim*" (Makassar)

Wei, William W.S., 1994 "*Time Series Analysis: Univariate and Multivariate Methods*", (New York: Person Education)



PEMERINTAH PROVINSI SULAWESI SELATAN
DINAS PENANAMAN MODAL DAN PELAYANAN TERPADU SATU PINTU
BIDANG PENYELENGGARAAN PELAYANAN PERIZINAN

Nomor : 16334/S.01/PTSP/2019 Lampiran : - Perihal : izin Penelitian	Kepada Yth, Kepala Badan Meteorologi, Klimatologi dan Geofisika (BMKG) Kota Makassar
--	--

di-
Tempat

Berdasarkan surat Dekan Fak. Sains & Teknologi UIN Alauddin Makassar Nomor : 138/Un.6/FST/PP.20.9/01/2019 tanggal 14 Januari 2019 perihal tersebut diatas, mahasiswa/peneliti dibawah ini:

RIWAYAT PENULIS



Mutmainnah Syamsul yang akrab di panggil Innah atau Muted ini adalah anak sulung dari dua bersaudara dari pasangan Syamsul Alam dan Hadrah yang lahir di Pinrang 06 Agustus 1997. Penulis menamatkan pendidikan di SDN 13 Pinrang pada tahun 2009, SMPN 1 Pinrang pada tahun 2012 dan SMAN 1 Pinrang pada tahun 2015. Pada tahun 2015 barulah penulis melanjutkan pendidikannya di Universitas Islam Negeri Alauddin Makassar, mengambil jurusan Matematika di Fakultas Sains dan Teknologi. Dan Alhamdulillah penulis dapat menyelesaikan studi S1 ini dalam kurung waktu 3 tahun 9 bulan dengan perolehan IPK 3,77.

Penulis yang saat ini bertempat tinggal di Griya Patri Abdullah Lorong 6, Samata Kab. Gowa, memiliki hobby membaca dan memasak, ia termasuk pribadi pendiam namun cukup menyenangkan. Penulis yang juga tidak suka menunda-nunda pekerjaannya ini sewaktu SMA pernah mengikuti organisasi ekstra sekolah REMUS (remaja mushollah) dan menjabat sebagai sekretaris umum organisasi. Bila ingin mengenal penulis lebih jauh bisa mengakses akun sosialnya di via facebook Mutmainnah Syamsul dan via Line mutmainnahsyamsul24 dan via instagram muthmainnahsymsl.